



**UNIVERSIDAD
DEL PACÍFICO**

**Facultad de
Economía y Finanzas**

**ANÁLISIS DE LA EXISTENCIA DE EFECTOS HETEROGÉNEOS DE LA
ASOCIATIVIDAD EN LOS BENEFICIOS AGRÍCOLAS SEGÚN EL
GÉNERO**

**Tesis presentada para optar al Título profesional de
Licenciado en Economía**

**Presentado por
Nicole Camila Molina León
Sebastian Steve Portocarrero Polanco**

Asesora: Joanna Noelia Kámiche Zegarra

0000-0001-5561-4518

Lima, diciembre 2025



REPORTE DE EVALUACIÓN DEL SISTEMA ANTIPLAGIO
FACULTAD DE ECONOMÍA Y FINANZAS

A través del presente, la Facultad de Economía y Finanzas deja constancia de que la Tesis titulada "ANÁLISIS DE LA EXISTENCIA DE EFECTOS HETEROGÉNEOS DE LA ASOCIATIVIDAD EN LOS BENEFICIOS AGRÍCOLAS SEGÚN EL GÉNERO", presentada por NICOLE CAMILA MOLINA LEÓN, identificada con DNI N° 72251832, y SEBASTIÁN STEVE PORTOCARRERO POLANCO, identificado con DNI N° 72500031, para optar al Título Profesional de Licenciado en Economía, fue sometido al análisis del sistema antiplagio Turnitin el 15 de diciembre de 2025. El siguiente fue el resultado obtenido:

Molina, Nicole_Portocarrero, Sebastian_Tesis_Economía_2025

INFORME DE ORIGINALIDAD



FUENTES PRIMARIAS

1	"Economía aplicada: ensayos de investigación económica 2023", Universidad del Pacifico, 2025 Publicación	1%
2	hdl.handle.net Fuente de Internet	1%
3	dokumen.pub Fuente de Internet	<1%
4	sgs.odepa.gob.cl Fuente de Internet	<1%

De acuerdo con la política vigente, el porcentaje obtenido de similitud con otras fuentes se encuentra dentro de los márgenes permitidos.

Se emite el presente documento para los fines estipulados en el Reglamento de Grados y Títulos de la Facultad de Economía y Finanzas.

Lima, 13 de abril de 2026

Juan Francisco Castro
Decano
Facultad de Economía y Finanzas

RESUMEN

Este estudio evalúa si la asociatividad agrícola —entendida como la pertenencia a organizaciones y mecanismos de acción colectiva— tiene un efecto diferenciado sobre la productividad en función del género del productor en el contexto peruano. Si bien la literatura previa ha documentado efectos positivos de la asociatividad sobre los resultados productivos, su interacción con desigualdades estructurales —particularmente aquellas vinculadas al género— ha sido escasamente abordada. En este contexto, la hipótesis central de este estudio plantea que las mujeres productoras podrían beneficiarse en mayor medida de la asociatividad, debido al cierre de la brecha en acceso a recursos clave, conocimiento técnico, redes comerciales, y conciliación de responsabilidades. Para examinar esta relación se emplean microdatos de los años 2022 y 2023 de la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA), a partir de los cuales se estima una función de producción translogarítmica mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) con efectos fijos, complementada con la metodología de *Propensity Score Matching* (PSM) para corregir el sesgo de selección observable. Al respecto, los resultados muestran un efecto heterogéneo positivo y estadísticamente significativo para las productoras, robusto frente a diferentes algoritmos de emparejamiento, especificaciones de *caliper* y pruebas de sensibilidad a variables no observadas. Estos hallazgos sugieren que la asociatividad puede desempeñar un rol relevante en la reducción de brechas estructurales de género en el subsector agrícola peruano.

Palabras clave: productividad agrícola, asociatividad, género, PSM, brechas estructurales.

ABSTRACT

This study evaluates whether agricultural associativity —understood as membership in organizations and mechanisms of collective action— has a differentiated effect on productivity depending on the producer's gender in the Peruvian context. While previous literature has documented positive effects of associativity on productive outcomes, its interaction with structural inequalities —particularly those related to gender— has been scarcely addressed. In this context, the central hypothesis of this study posits that female farmers may benefit more from associativity, due to the narrowing of gaps in access to key resources, technical knowledge, commercial networks, and work-life balance. To examine this relationship, the study uses microdata from the 2022 and 2023 National Agricultural Survey (ENA), estimating a translog production function using Ordinary Least Squares (OLS) with fixed effects, complemented by the Propensity Score Matching (PSM) methodology to correct for observable selection bias. The results show a positive and statistically significant heterogeneous effect for female producers, robust across different matching algorithms, caliper specifications, and sensitivity tests for unobserved variables. These findings suggest that associativity can play a relevant role in reducing structural gender gaps in Peru's agricultural subsector.

Key words: agricultural productivity, associativity, gender, PSM, structural gaps.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO 1. REVISIÓN DE LITERATURA	4
1.1. Productividad en el sector agrícola	4
1.2. La asociatividad en el sector agrícola	7
1.3. El género en el sector agrícola	9
1.4. Efectos diferenciados de la asociatividad según el género	10
CAPÍTULO 2. MARCO ANALÍTICO.....	12
2.1. Decisión de asociarse en la agricultura	12
2.1.1. Heterogeneidad entre productores	12
2.1.2. Acción colectiva y dilemas de cooperación.....	14
2.2. Efectos heterogéneos de la asociatividad según el género.....	15
2.2.1. Acceso a recursos clave	15
2.2.2. Reducción de brechas en capital humano	16
2.2.3. Acceso a redes comerciales y agregación de valor.....	17
2.2.4. Conciliación de responsabilidades familiares y de producción	18
CAPÍTULO 3. DATOS Y METODOLOGÍA	20
3.1. Fuente de información	20
3.2. Metodología	20
3.2.1. Modelo teórico	21
3.2.2. Modelo empírico	23
3.3. Caracterización de la muestra	26
CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS.....	29
4.1. Discusión de los resultados.....	29
4.2. Pruebas de robustez.....	33
4.2.1. Especificación econométrica	34
4.2.2. Cultivos de la muestra.....	37
4.3. Limitaciones del estudio	41
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	43
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	46
ANEXOS.....	58

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Caracterización de las variables consideradas en la muestra, previo a la aplicación del PSM.....	27
Tabla 2. Diferencias en las covariables consideradas en el modelo, previo a la aplicación del PSM.....	29
Tabla 3. Anulación de las diferencias en las covariables consideradas en el modelo, posterior a la aplicación del PSM	31
Tabla 4. Resultados del modelo empírico	31
Tabla 5. Significancia de los términos adicionales de la función translogarítmica (modelo principal)	32
Tabla 6. Pruebas de robustez relacionadas a la especificación econométrica	36
Tabla 7. Caracterización de los principales cultivos.....	38
Tabla 8. Contraste del modelo principal al incorporar efectos fijos de cultivo	39

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Distribución de los propensity scores para asociados y no asociados.....	30
Figura 2. Efectos heterogéneos intra-muestra por cultivos.....	40

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Resultados de las regresiones secundarias y principales.....	58
Anexo 2. Resultados de las pruebas de robustez	60
Anexo 3. Resultados de las regresiones con contraste de efectos fijos por cultivo	63

INTRODUCCIÓN

El subsector agrícola representa una de las fuentes más importantes de empleo en la economía peruana, ya que concentra una proporción significativa de la Población Económicamente Activa (PEA). En el 2023, el 22% de la fuerza laboral tuvo como ocupación principal una actividad vinculada a este subsector.¹ Sin embargo, a pesar de su participación en el empleo, la contribución al producto bruto interno (PBI) fue notoriamente menor: apenas 3.7% en ese mismo año.² De acuerdo con Mahbubur, Oksana & Raghav (2017), esta diferencia se debe a los reducidos niveles de productividad que caracterizan a la agricultura. En la misma línea, Ames (2022) sostiene que la agricultura constituye la actividad económica con menor productividad en el Perú.

En este contexto, la asociatividad —entendida como la participación, vinculación o pertenencia a organizaciones— se presenta como una estrategia fundamental para potenciar el desarrollo del subsector agrícola (Bobadilla, Puente de la Vega & Fernández, 2019). Su implementación ha demostrado mejorar la productividad de quienes integran estas organizaciones (Blekking *et al.*, 2021, Markelova *et al.*, 2009; Wollni & Zeller, 2007). Esto se debe a que, al operar como un mecanismo de cooperación colectiva y voluntaria, la asociatividad permite unir esfuerzos, generar sinergias y acceder a beneficios compartidos, lo cual contribuye a enfrentar las barreras estructurales del mercado y los retos inherentes a la actividad agrícola (INIA, 2016).

A su vez, el género desempeña un papel fundamental en el análisis del subsector agrícola,³ ya que condiciona tanto las dinámicas de producción como el acceso a oportunidades (Adefila *et al.*, 2024; Toocheai, 2022). En las últimas décadas, se ha observado un incremento sostenido en la participación femenina en la agricultura. De acuerdo con datos del Censo Nacional Agropecuario (Cenagro) y la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA), la proporción de unidades agropecuarias dirigidas por mujeres aumentó del 20% en 1994 al 33% en 2022. No obstante, aún existen significativas desigualdades de género en el sector (ONU, 2023), especialmente en lo que respecta al acceso a insumos productivos, mercados y servicios. Asimismo, las mujeres enfrentan mayores barreras para incorporarse a redes de apoyo y participar en espacios de toma de decisiones (FAO, 2023).

Si bien se han realizado estudios sobre la asociatividad en el Perú, son pocos los que analizan específicamente los beneficios diferenciados que la pertenencia a organizaciones agrícolas genera en hombres y mujeres. Además, no se han identificado investigaciones que examinen los efectos heterogéneos sobre la productividad, una de las variables de impacto más relevantes en el subsector, dado que concentra gran parte de los beneficios de la asociatividad. Entre estos

¹ Corresponde a una estimación realizada a partir de la Encuesta Nacional de Hogares (Enaho). Se consideran las ocupaciones vinculadas a la actividad agrícola, según el Clasificador Nacional de Ocupaciones del año 2015.

² Corresponde a una estimación sobre la base de información del Midagri e INEI.

³ En adelante, en el presente estudio se utiliza el término “género” para describir diferencias entre hombres y mujeres, siguiendo el uso extendido en la literatura académica en español e inglés. Por su parte, la encuesta utilizada en el presente estudio registra esta información bajo la variable “sexo” (hombre/mujer). Por simplicidad expositiva, en el texto ambos términos se emplean de manera intercambiable y con un propósito estrictamente descriptivo, sin emitir juicios ni desarrollar consideraciones conceptuales más amplias sobre la identidad o diversidad de género.

beneficios se incluyen mejoras en el acceso a insumos, tecnología y financiamiento, así como mayores oportunidades de capacitación, negociación y comercialización (Blekking *et al.*, 2021, Markelova *et al.*, 2009; Wollni & Zeller, 2007).

En este marco, y con el objetivo de contribuir al cierre de la brecha en la literatura, la presente investigación plantea la hipótesis de que, si bien la asociatividad beneficia al conjunto de productores, su impacto en la productividad podría ser mayor en las mujeres. Esta diferencia obedecería —entre otros factores que se detallarán más adelante— al rol de la asociatividad en la reducción de brechas estructurales. En específico, históricamente, las mujeres han enfrentado mayores obstáculos para acceder a mercados formales, redes de distribución y financiamiento, lo que ha limitado su desarrollo productivo (Rufino & Sánchez, 2023). Por ello, su integración a organizaciones agrícolas podría desempeñar un papel importante en la mitigación de estas barreras, lo que generaría un impacto más significativo en comparación con sus pares masculinos, quienes suelen tener un acceso más favorable a estos recursos.

En este estudio, la hipótesis se evalúa mediante el análisis de la variación en la productividad agrícola en función de la asociatividad y el género de los productores, con especial atención a posibles efectos heterogéneos entre grupos. Para ello, se emplea un modelo de datos agrupados (*pooled data*) junto con la estrategia metodológica de *Propensity Score Matching* (PSM), con el fin de controlar el sesgo de selección atribuible a características observables y estimar los efectos a partir de grupos muestrales comparables. Además, se realizan pruebas de robustez orientadas a dos posibles fuentes de sesgo en la estimación, sugeridas por la literatura. Por un lado, se evalúa la sensibilidad de los resultados a la especificación econométrica del PSM, variando los valores del *caliper*, aplicando distintos métodos de emparejamiento y calculando los umbrales de Rosenbaum.⁴ Por otro lado, con el objetivo de verificar que los resultados no estén condicionados por la especialización en determinados productos agrícolas —caracterizados por tecnologías, riesgos y condiciones de mercado diferenciadas—, se analiza si la dirección de los impactos se mantiene al considerar la diversidad de cultivos. Los datos provienen de la Encuesta Nacional Agropecuaria, proporcionada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) para el período 2022–2023.⁵

Los hallazgos del estudio evidencian un efecto positivo, heterogéneo y estadísticamente significativo de la asociatividad sobre la productividad de las mujeres, con un incremento estimado del 8.8% según el modelo principal. Este resultado indica que la asociatividad podría desempeñar un papel relevante en la disminución de las brechas estructurales de género en el subsector agrícola, al ofrecer mayores beneficios a las mujeres en comparación con sus pares varones. Asimismo, los resultados son consistentes con la literatura existente: ser mujer se asocia con una productividad 22.3% inferior a la de los hombres, mientras que la participación en asociaciones se vincula con un aumento promedio del 9.0% en la productividad.

⁴ Ello permite verificar que las conclusiones no dependan de elecciones de parámetros en el proceso de emparejamiento y que se mantengan razonablemente estables frente a la posible presencia de sesgos por variables no observadas.

⁵ Corresponden a los dos últimos años de información disponibles a la fecha de elaboración del presente estudio.

Este estudio se organiza en cuatro capítulos. El Capítulo I revisa la literatura académica sobre las variables de interés: productividad agrícola, asociatividad y género, así como la relación entre asociatividad y género en el sector. El Capítulo II desarrolla el marco analítico, los mecanismos de transmisión y la justificación metodológica de los efectos diferenciales de la asociatividad según el género. El Capítulo III describe las fuentes de información utilizadas, presenta el modelo empírico, interpreta los resultados y detalla las pruebas de robustez. Finalmente, el Capítulo IV expone las conclusiones y recomendaciones derivadas de los hallazgos.

CAPÍTULO 1. REVISIÓN DE LITERATURA

Este capítulo define el concepto de productividad que se empleará en el estudio, describe los mecanismos mediante los cuales la asociatividad y el género inciden en la productividad y examina la relación entre ambas variables como base para formular la hipótesis del estudio.

1.1. Productividad en el sector agrícola

En la literatura económica, la productividad agrícola se mide mediante enfoques que se definen por los objetivos de la investigación. Cuando el estudio busca estimar cambios en la eficiencia, predecir el comportamiento productivo o identificar cómo ciertos factores se relacionan causalmente con los resultados de los productores, se seleccionan métricas que destacan dimensiones específicas del proceso productivo. De este modo, la elección del indicador depende de la ponderación de sus ventajas y limitaciones frente al objetivo de cada estudio.

En este marco, una de las medidas más utilizadas por la literatura es la productividad parcial, la cual relaciona el nivel de producción de un bien o servicio con la cantidad de un único factor de producción. Este enfoque permite evaluar la eficiencia en el uso de un recurso específico — como el trabajo o el capital— al aislar la influencia de otros insumos (FAO, 2017) y resulta especialmente útil para analizar cambios en el desempeño económico atribuibles a mejoras en habilidades, avances tecnológicos o a la gestión del factor considerado (Solow, 1957). A nivel internacional, estudios como los de Zheng, Ding & Huang (2019), Wongnaa & Babu (2020) y Fischer & Qaim (2011) miden la productividad mediante indicadores como toneladas de maíz, kilogramos de cacao o plátanos por hectárea.

Al centrarse en un solo insumo, una parte importante de la literatura señala que esta métrica ofrecería solo una visión parcial del desempeño productivo. En respuesta a esta limitación, otra de las métricas utilizadas es la productividad total de los factores (PTF). Para Belloumi & Matoussi (2009), la PTF evalúa la eficiencia conjunta de todos los insumos necesarios para generar un determinado nivel de producción y se utiliza, en particular, para medir el uso combinado de recursos como la tierra, el trabajo, la maquinaria, los fertilizantes, las semillas y el agua.

Para Galarza & Díaz (2015) y Del Pozo (2019), por otro lado, la PTF se entiende como la expresión de externalidades positivas que impulsan el incremento de la producción. En el caso peruano, los autores antes mencionados estiman funciones de producción y derivan de ellas un residuo que se interpreta como productividad total de los factores. Bajo este enfoque, la función de producción vincula el nivel de producto con el uso de insumos y comprende un componente de productividad que captura aquello no atribuible directamente a factores observables —como trabajo, capital o materiales—. Dado que este componente carece de una escala observable, la productividad se identifica con la parte sistemática del producto que permanece sin explicar después de considerar los insumos empleados.

Al respecto, la FAO (2017) señala que no existe un consenso absoluto respecto de la mejor forma de estimar la PTF ni sobre una única definición operativa para medir la productividad en el subsector agrícola. Destaca, además, desafíos metodológicos y empíricos como la necesidad de contar con información detallada sobre todos los insumos y de modelar

adecuadamente sus interacciones y efectos simultáneos. Estas limitaciones explican la diversidad de aproximaciones presentes en la literatura y la ausencia de una metodología universalmente aceptada.

Frente a estas restricciones, el valor bruto de producción (VBP) se plantea como una alternativa que utiliza el volumen producido y los precios de mercado, por lo que proporciona una medida integrada del desempeño económico de la actividad agrícola. Cuando se modela esta variable como resultado de los insumos de producción utilizados —a partir de diferentes formas funcionales—, las variaciones en el VBP pueden interpretarse como reflejo de cambios en la productividad. Desde esta perspectiva, la productividad agrícola se entiende como la capacidad de transformar recursos en valor económico.

En el ámbito nacional, el VBP se ha utilizado para estimar la productividad en diversos estudios. El Banco Mundial (2017), ante la imposibilidad de atribuir los insumos productivos a cultivos específicos con la información de la Encuesta Nacional Agropecuaria, recurre al cociente entre el valor de la producción y el valor de los insumos. En la misma línea, Tello (2015) aproxima la productividad mediante el valor de la producción por trabajador —en soles del 2007—, mientras que Coronado (2015) construye indicadores de productividad del agro con base en el valor bruto de la producción.

El uso del VBP resulta especialmente útil porque vincula directamente el uso de insumos con el valor económico generado: las mejoras en la capacidad de transformar recursos en producción se reflejan de manera directa en este indicador. La literatura sobre productividad agrícola profundiza este enfoque al especificar funciones de producción donde el *output* es el valor de la producción agrícola y los principales factores de producción se incorporan explícitamente como variables explicativas. Por ejemplo, Da Silva *et al.* (2009) modelan una frontera de producción con efectos técnicos para analizar las diferencias en los niveles de eficiencia agrícola y sus determinantes en distintas regiones de Brasil. Por su parte, Julien, Bravo-Ureta & Rada (2019) estiman una frontera estocástica Cobb–Douglas para evaluar si el tamaño de una finca tiene efectos diferenciados en la productividad en Malawi, Tanzania y Uganda. En estos estudios, el logaritmo del valor de la producción se modela como función de insumos convencionales —tierra, trabajo y capital—, complementados con variables climáticas, agroecológicas, atributos de la finca, características del hogar, entre otros.

En el plano agregado, Bravo-Ortega (2021) estudia la evolución de la productividad agrícola en América Latina mediante especificaciones del tipo Cobb–Douglas y translogarítmicas, las cuales permiten modelar al valor bruto de la producción como función de múltiples insumos. De manera similar, Lachaud, Bravo-Ureta & Ludena (2022) aplican un modelo de frontera estocástica de parámetros aleatorios para 28 países de América Latina y el Caribe con el propósito de estimar los efectos del cambio climático en la productividad agrícola. En dicho modelo, la variable dependiente es el logaritmo del valor de la producción agrícola por país y año, explicado por el logaritmo de insumos productivos.

De forma complementaria, el BID (2025) ha compilado estudios regionales que evalúan la productividad agrícola mediante estimaciones en los que la variable dependiente es el valor de la producción agrícola. En específico, estos trabajos plantean funciones de producción —

generalmente de tipo Cobb-Douglas o translogarítmica— en las que el logaritmo de la producción se explica por el logaritmo de los insumos productivos, así como por variables climáticas, características de los hogares, factores de infraestructura, entre otros. Luego, a partir estas fronteras de producción se derivan medidas de productividad total de los factores. Este enfoque ha sido aplicado por autores como Schling, Sáenz Somarriba & Mattos (2024) para analizar cómo la regularización de la propiedad de la tierra se asocia con niveles significativamente más altos de productividad en países andinos. Asimismo, para el caso peruano, Kámiche & Bravo-Ureta (2018) estiman una función de producción estocástica a nivel de finca, corregida por selección muestral, para analizar cómo el acceso y uso de información de mercado se relaciona con la productividad y la eficiencia, según el resultado en el valor bruto de producción.

En conjunto, estos estudios muestran que la elección del VBP como variable dependiente es coherente con los enfoques que analizan impactos en la productividad. La razón es que los principales factores de producción —en particular, la tierra, el trabajo y el capital— se incluyen de manera explícita en las especificaciones. De este modo, como se mencionó previamente, las diferencias sistemáticas en las dotaciones de factores se controlan dentro de los modelos econométricos, y la comparación entre productores se realiza condicional a los insumos productivos. En términos prácticos, la productividad se interpreta como la capacidad relativa de transformar una combinación dada de recursos en valor económico, manteniendo la comparabilidad entre productores con distintas escalas y alineando el análisis con las prácticas habituales de la literatura reciente.

Desde el plano operativo, en el contexto peruano el VBP se calcula multiplicando el volumen producido por el precio unitario de venta a nivel de parcela o unidad agropecuaria (Escobal, Fort & Zegarra, 2015). En el caso de los pequeños productores, este indicador recoge tanto los ingresos monetarios por la venta de productos como el valor de los alimentos destinados al autoconsumo, aspecto clave para evaluar su contribución a la seguridad alimentaria y al bienestar de los hogares productores. Al estar ligado a los precios de mercado, el VBP también incorpora dinámicas como la oferta y la demanda, las variaciones estacionales y el impacto de políticas públicas, entre ellas subsidios o programas de apoyo al sector agrícola (De Roest *et al.*, 2018).

En resumen, el presente estudio adopta el valor bruto de producción —asociado a la interacción entre factores productivos— como indicador de productividad por tres motivos. En primer lugar, permite representar el proceso productivo como resultado de la combinación de insumos y es coherente con los enfoques basados en funciones de producción. En segundo lugar, integra precios y cantidades, lo que facilita captar variaciones relacionadas con el acceso a mercados y a información agrícola, potencialmente influenciadas por la asociatividad. En tercer lugar, considera la producción destinada al autoconsumo, componente especialmente relevante en países en desarrollo como el Perú, donde las estructuras sociales y económicas con frecuencia restringen el acceso a mercados formales (Penot, Chambon & Myint, 2021).

1.2. La asociatividad en el sector agrícola

En el ámbito agrícola, la asociatividad se refiere a la capacidad de los productores para generar y sostener relaciones colaborativas con otros actores dentro de una organización, grupo o comunidad. Según Bobadilla, Puente de la Vega & Fernández (2020), esta se manifiesta en la promoción de dinámicas colectivas a través de una interacción basada en la cooperación, coordinación y el trabajo conjunto. De esta manera, la asociatividad se posiciona como una estrategia que refuerza la cohesión interna y facilita la implementación de acciones colectivas orientadas a la optimización de recursos y al incremento de la productividad.

La literatura evidencia que la asociatividad actúa como un catalizador de economías de escala, al permitir reducir costos y acceder a mercados e insumos en mejores condiciones (Markelova *et al.*, 2009). En particular, Wollni & Zeller (2007) destacan que esta dinámica facilita la obtención de precios más competitivos para los productos finales. A nivel tecnológico, la afiliación a organizaciones también favorece la adopción de innovaciones y el uso de insumos especializados, lo que incrementa la productividad según el contexto de aplicación (Blekking *et al.*, 2021).

Desde una perspectiva de la transmisión de conocimientos, la asociatividad también desempeña un papel clave. A través de las asociaciones, los productores acceden con mayor facilidad a capacitaciones y servicios de extensión agraria, ya que estas organizaciones actúan como puente entre ellos y las iniciativas gubernamentales o privadas orientadas a fomentar la innovación y la sostenibilidad (Nikolic *et al.*, 2023; Raji *et al.*, 2024). La gestión conjunta de estos espacios formativos no solo favorece una mejor difusión del conocimiento técnico, sino que también mejora la implementación de nuevas prácticas. De esta manera, se fortalece la capacidad de adaptación de los productores frente a los cambios del mercado y los retos productivos (Suárez & Suárez, 2017).

A su vez, la asociatividad fomenta la interacción entre productores, lo que propicia la transferencia de conocimientos y la adopción de mejoras tecnológicas. Este efecto *spillover*, entendido como la diseminación de información, habilidades y estrategias de producción dentro de una red agrícola, es clave para la modernización del sector. De hecho, Foster & Rosenzweig (1995) destacan que el intercambio de experiencias entre productores facilita la adopción de innovaciones tecnológicas y prácticas sostenibles, lo que mejora la eficiencia productiva.

El impacto de la asociatividad en la productividad no responde a un único mecanismo, lo que plantea desafíos metodológicos para cuantificar y aislar su influencia específica (Zheng, Wang & Awokuse, 2012). La decisión de integrarse a una organización en el sector agrícola está influenciada por una variedad de factores, tanto de carácter intrínseco —como la motivación personal o el deseo de mejorar el desempeño productivo (Fischer & Qaim, 2011; Markelova *et al.*, 2009)— como por características observables —tales como la edad, el género, la escala de producción, el nivel educativo, la etnia y/o el grado de especialización del productor (Bernard & Spielman, 2009; Chagwiza *et al.*, 2016; Ahmed & Mesfin, 2017; Manda *et al.*, 2020; Twumasi *et al.*, 2021; Mojo *et al.*, 2017).

En el contexto peruano, las formas de asociatividad más frecuentes recogidas por encuestas nacionales —como la ENA— se categorizan en (i) asociaciones, (ii) cooperativas y (iii) comités.⁶ Las asociaciones suelen constituirse como organizaciones de productores con fines principalmente representativos y de gestión conjunta de ciertos servicios (p.e. acceso a asistencia técnica, negociación colectiva, participación en programas públicos o ventas conjuntas). Las cooperativas implican un grado mayor de organización: además de la representación, gestionan de forma conjunta la compra de insumos, la transformación y/o la comercialización de la producción, bajo reglas explícitas de reparto de excedentes y de gobierno interno. Los comités, por su parte, tienden a ser estructuras más acotadas y flexibles, creadas para coordinar actividades puntuales (p.e. el uso de infraestructura común, la articulación con un proyecto específico o la ejecución de una intervención temporal). Pese a estas diferencias institucionales, las tres formas comparten una lógica similar en términos de costos y beneficios: en todos los casos la asociatividad implica costos de coordinación, aporte de tiempo y cumplimiento de reglas internas, a cambio de potenciales beneficios en acceso a información, servicios productivos, mercados y poder de negociación (Durand *et al.*, 2016).

Desde una perspectiva empírica, la literatura encuentra resultados mixtos respecto del efecto de la asociatividad sobre los beneficios agrícolas. Por un lado, varios estudios destacan impactos positivos. Wu *et al.* (2023) emplean un modelo de regresión de conmutación endógena y encuentran que la pertenencia a una organización mejora significativamente el ingreso de las unidades agropecuarias familiares. Asimismo, Maharjan & Fradejas (2006), en su análisis sobre la actividad pecuaria en Filipinas, concluyen que las organizaciones de productores mejoran tanto la productividad a pequeña escala como el bienestar socioeconómico de los hogares asociados. Por su parte, Kashiwagi (2020), mediante la técnica de PSM, determinó un incremento de entre 10.2 y 10.5 puntos porcentuales en la eficiencia técnica atribuible a la asociatividad. De igual modo, Blekking *et al.* (2021) evidencian que los miembros de comités de producción tienen una probabilidad superior al 5% de maximizar el rendimiento de sus insumos.

Sin embargo, la literatura también documenta resultados contrapuestos: algunos estudios encuentran que la asociatividad no tiene efectos estadísticamente significativos, mientras que otros muestran que la magnitud de dichos efectos puede variar según el cultivo analizado. Para el caso peruano, Grashuis & Higuchi (2023) muestran que, en palma aceitera, la inscripción a una organización no tiene un impacto significativo sobre los precios ni las cantidades vendidas, mientras que los efectos son positivos y más claros en otros cultivos como banano y café, y más acotados en cacao. De manera complementaria, Cavassa (2022) encuentra que la asociatividad incrementa la probabilidad de certificación orgánica en café, cacao y banano, aunque con magnitudes que difieren según el cultivo y el grado de desarrollo de las organizaciones. Asimismo, estudios cualitativos para el caso peruano (Bobadilla *et al.*, 2019; Paredes & Fort, 2018) subrayan que los impactos de la asociatividad dependen de la estructura de la cadena (precio, contratos, acceso al crédito, servicios de apoyo, entre otros).

⁶ Las categorías presentadas corresponden a aquellas consideradas en la ENA 2022 y 2023 (módulo de asociatividad – pregunta 803).

1.3. El género en el sector agrícola

La agricultura, como actividad económica esencial, ha sido influenciada por las construcciones sociales de género, que han definido las responsabilidades de hombres y mujeres en los distintos procesos productivos (Adefila *et al.*, 2024; Toochaei, 2022). En este contexto, las mujeres han desempeñado un rol clave en actividades agrícolas específicas, como la selección de semillas, el manejo y mantenimiento de cultivos y la recolección de productos alimenticios (Adefila *et al.*, 2024; Toochaei, 2022). Sin embargo, su aporte ha sido históricamente invisibilizado y subestimado debido a restricciones estructurales que han limitado su acceso a recursos críticos como el financiamiento, la tecnología y la tierra (Rufino & Sánchez, 2023).

Estas desigualdades tienen raíces históricas que se remontan a la época colonial, cuando el sistema de haciendas consolidó la exclusión de las mujeres en los procesos formales de toma de decisiones y restringió su acceso a la propiedad de la tierra (Chete, 2019). Aunque las reformas agrarias del siglo XX y las políticas de igualdad de género han generado avances, las disparidades persisten y afectan de manera desproporcionada a las mujeres rurales (Riney-Kehrberg, 2024).

En las zonas rurales, las mujeres enfrentan barreras estructurales que dificultan su acceso a recursos productivos fundamentales para el desarrollo agrícola. De acuerdo con la FAO (2024), aunque las mujeres son responsables de hasta el 80% de la producción alimentaria en países en desarrollo, solo una minoría —menos del 20%— posee tierras. Esta baja titularidad limita su autonomía económica y restringe su acceso al financiamiento, dado que la propiedad de la tierra suele ser un requisito para acceder al crédito (Patra *et al.*, 2018; Sinha *et al.*, 2023). Además, su marginación respecto al uso de tecnologías agrícolas modernas refuerza la dependencia de técnicas tradicionales, que tienden a ser menos eficientes y competitivas (Chete, 2019).

El acceso limitado a información también representa un desafío crítico para la competitividad de las mujeres. De acuerdo con Lecoutere *et al.* (2023), las mujeres acceden menos a capacitaciones y tienen menor participación en redes de colaboración, lo que limita sus oportunidades de aprendizaje y mejora productiva. Según Mobarok *et al.* (2021) y Ojo *et al.* (2012), las productoras dependen mayoritariamente de redes informales para obtener información, mientras que su acceso a tecnologías de comunicación —como teléfonos móviles e internet— es significativamente inferior al de los hombres. Esta brecha digital restringe su capacidad para adquirir conocimientos, negociar precios justos, identificar oportunidades de mercado y maximizar sus ingresos. En el Perú, estas brechas se ven amplificadas por la falta de infraestructura adecuada y la ausencia de políticas inclusivas que promuevan el acceso equitativo a estas herramientas esenciales (Fuentes & Wiig, 2008).

En cuanto a su participación en redes de comercio, mientras los hombres tienen mayores oportunidades de integrarse en modelos de agricultura por contrato y mercados de mayor escala, las mujeres enfrentan barreras estructurales que restringen su autonomía económica (Croppenstedt, Goldstein & Rosas, 2013). Estas barreras responden a limitaciones en la propiedad y control de la tierra, el acceso a insumos agrícolas, financiamiento y asistencia

técnica. En efecto, las normas de género han condicionado la inserción de las productoras en esquemas de comercialización más rentables.

Además, la participación de las mujeres rurales en actividades productivas está condicionada por la carga adicional de los roles de género tradicionales, que les asignan la responsabilidad casi exclusiva de las tareas domésticas y de cuidado (Mobarok *et al.*, 2021; Sinha *et al.*, 2023). De acuerdo con Fuentes & Wiig (2008), a pesar de la importante contribución de las mujeres al trabajo agrícola, este suele ser no remunerado y carece de reconocimiento formal. En el caso peruano, las estadísticas muestran que, aunque las mujeres constituyen una proporción significativa de la fuerza laboral en el sector, sus ingresos son notablemente menores en comparación con los de los hombres, lo que reproduce las desigualdades de género (Palacios-Lopez & Lopez, 2014). En esta línea, investigaciones como las de Doss (2018), Namubiru-Mwaura (2014), Ragasa *et al.* (2013) y Sell *et al.* (2018) señalan que estas barreras estructurales limitan la capacidad de las mujeres para aprovechar eficazmente los recursos productivos, perpetuando así la brecha de productividad entre géneros en la agricultura.

Por otro lado, la educación y la capacitación son herramientas fundamentales para el empoderamiento de las mujeres rurales, aunque las brechas en estos ámbitos siguen siendo significativas. Según Matshe *et al.* (2012) y Lestari & Yuwana (2023), los niveles de alfabetización y el acceso a programas de formación técnica son sustancialmente más bajos entre las mujeres rurales en comparación con los hombres. En el Perú, esta disparidad se refleja en la falta de programas educativos diseñados específicamente para atender sus necesidades y limitaciones. Esta carencia limita su capacidad para adoptar innovaciones tecnológicas, incrementar su productividad y participar en mercados más competitivos (Croppenstedt *et al.*, 2013).

Diversas investigaciones han demostrado que el género constituye una variable determinante en las diferencias de productividad agrícola. Las limitaciones que enfrentan las mujeres en el acceso a recursos clave como la tierra, semillas mejoradas y financiamiento inciden negativamente en sus niveles de productividad respecto a los hombres (Anderson *et al.*, 2021; Obisesan & Awolala, 2021; Van der Meulen Rodgers, 2018; De la O Campos, Covarrubias & Patron, 2016). De hecho, Ojo y Baiyegunhi (2023) identificaron que las parcelas administradas por mujeres son, en promedio, un 29% menos productivas que aquellas gestionadas por hombres, siendo las diferencias en el acceso a recursos responsables de aproximadamente el 15% de esta brecha. De manera similar, Adu Boahen *et al.* (2024) estimaron que las parcelas gestionadas por mujeres producen un 46% menos de cereales, atribuyendo esta diferencia principalmente a las limitaciones en el acceso a tierras e insumos agrícolas. En concordancia, la FAO (2024) indica que el 80% de la brecha de género en productividad agrícola se explica por la desigualdad en el acceso a factores productivos como la tierra y los insumos.

1.4. Efectos diferenciados de la asociatividad según el género

A pesar de la creciente participación de las mujeres en la agricultura, las unidades agropecuarias que ellas dirigen tienen menor probabilidad de estar asociadas. Según el INEI (2023), solo el 21% de las unidades asociadas están lideradas por mujeres, cifra que ha aumentado en cuatro puntos porcentuales en la última década. Sin embargo, este incremento

no implica necesariamente una reducción de las brechas de género, ya que las mujeres aún enfrentan limitaciones adicionales para maximizar su productividad. Estas barreras han sido ampliamente documentadas recientemente por estudios nacionales e internacionales que analizan las desventajas estructurales que enfrentan las productoras en el ámbito agrícola (Lestari & Yuwana, 2023; Mobarok *et al.*, 2021; Sinha *et al.*, 2023).

Ahora bien, aunque no se han identificado estudios específicos que cuantifiquen los efectos diferenciados de la asociatividad en la productividad agrícola según el género, la literatura revisada en las secciones previas permite visibilizar el rol de las asociaciones como espacios que facilitan el acceso a insumos, financiamiento, conocimiento y mercados, factores clave en la reducción de las brechas productivas (Bobadilla, Puente de la Vega & Fernández, 2020; Markelova *et al.*, 2009; Blekking *et al.*, 2021; Suárez & Suárez, 2017; Foster & Rosenzweig, 1995). En ese sentido, las asociaciones funcionan como un canal para que sus miembros accedan, en igualdad de condiciones, a los recursos que impulsan su eficiencia productiva. Para evaluar si la asociatividad pudiera no solo mejorar la productividad en general, sino que su impacto podría ser mayor en las mujeres productoras, se desarrolla el marco analítico en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 2. MARCO ANALÍTICO

Este capítulo desarrolla el marco analítico que sustenta la hipótesis de la investigación. En primer lugar, se caracteriza la decisión individual de asociarse desde un enfoque de teoría de juegos, modelando cómo los productores comparan los beneficios y costos de integrarse a organizaciones frente a permanecer independientes. Este punto resulta especialmente relevante toda vez que la decisión de asociarse depende de diversos factores, por lo que —como se discute más adelante— el modelo empírico debe incorporar estrategias que permitan controlar por las diferencias en productividad asociadas a dicha decisión. En segundo lugar, se analizan los principales mecanismos de transmisión que podrían explicar diferencias en los beneficios agrícolas según el género, poniendo énfasis en por qué la asociatividad podría generar ganancias relativas mayores para las mujeres productoras.

2.1. Decisión de asociarse en la agricultura

La decisión de incorporarse a una asociación de productores puede entenderse como un problema de acción colectiva en el que cada productor evalúa, de manera individual, si le resulta más conveniente asociarse o permanecer independiente. Desde la teoría de juegos, esta decisión se modela como un juego estratégico en el que los productores eligen entre dos estrategias básicas —“asociarse” o “no asociarse”— y los pagos de cada opción dependen tanto de las características del propio productor como de las decisiones que tomen los demás (Olson, 1965; Markelova *et al.*, 2009).

Cada productor compara la utilidad esperada de asociarse con la utilidad esperada de permanecer no asociado, ponderando beneficios económicos y no económicos (mejores precios, acceso a servicios, reducción de riesgos, fortalecimiento de capacidades) frente a los costos de la membresía (cuotas, tiempo de participación, pérdida de autonomía, riesgos de mala gestión interna). La estrategia “asociarse” será óptima cuando la utilidad esperada de integrarse a una organización sea mayor que la utilidad esperada de seguir operando de forma independiente (Bernard & Spielman, 2009; Fischer & Qaim, 2011).

En este marco, la teoría de juegos resulta útil porque permite: (i) incorporar explícitamente la heterogeneidad entre productores —a través de funciones de utilidad diferentes— y (ii) representar la decisión de asociarse como un juego de coordinación con posibles problemas de *free-riding* y múltiples equilibrios. Ambas dimensiones son relevantes para el análisis empírico, ya que implican que la probabilidad de asociarse no es aleatoria, sino que está condicionada por atributos individuales y por las expectativas sobre el comportamiento de otros productores.

2.1.1. Heterogeneidad entre productores

Como se anticipó, la teoría de juegos permite representar la heterogeneidad entre productores a través de funciones de pago distintas para cada jugador. En la práctica, la utilidad que un productor obtiene de asociarse depende de atributos individuales y de condiciones del entorno. La evidencia empírica muestra que estos factores inciden de manera sistemática sobre la probabilidad de participación en organizaciones de productores. Estudios realizados en África y Asia documentan que la decisión de integrarse a una organización en el sector agrícola está

influenciada por una variedad de factores, tanto de carácter intrínseco —como la motivación personal o el deseo de mejorar el desempeño productivo (Fischer & Qaim, 2011; Markelova *et al.*, 2009)— como por características observables —tales como la edad, el género, la escala de producción, el nivel educativo, la etnia y/o el grado de especialización del productor (Bernard & Spielman, 2009; Chagwiza *et al.*, 2016; Ahmed & Mesfin, 2017; Manda *et al.*, 2020; Twumasi *et al.*, 2021; Mojo *et al.*, 2017). A su vez, la revisión de la literatura realizada por Grashuis & Su (2019) y el metaanálisis de Ma *et al.* (2023) confirman que las características iniciales de los hogares condicionan tanto la decisión de asociarse como la magnitud de los beneficios obtenidos de la membresía.

En términos de teoría de juegos, esto implica que los productores enfrentan funciones de utilidad heterogéneas: para algunos, la ganancia marginal de asociarse puede ser elevada —por ejemplo, pequeños productores con fuertes restricciones de acceso a mercados, crédito o información—, mientras que para otros los beneficios adicionales son más acotados —grandes productores ya integrados a cadenas de valor o con relaciones comerciales consolidadas—. En un modelo de umbral de participación, esto se traduce en distintos puntos de corte: algunos productores se asociarán incluso cuando la organización es incipiente, mientras que otros solo lo harán si la organización ya ha alcanzado un tamaño y nivel de servicios suficientemente atractivo (Granovetter, 1978; Oliver, Marwell & Teixeira, 1985; Oliver, 1993). La evidencia empírica sobre organizaciones agrícolas es consistente con esta lógica, al mostrar impactos heterogéneos de la membresía según tamaño de la unidad agrícola, restricciones iniciales y probabilidad de participación (Ma & Abdulai, 2016; Verhofstadt & Maertens, 2015; Ahmed & Mesfin, 2017).⁷

La literatura también muestra que los impactos de la asociatividad sobre productividad, ingresos y adopción tecnológica son heterogéneos. Por ejemplo, Abate *et al.* (2014) encuentran que, en Etiopía, los miembros de organizaciones presentan mayor eficiencia técnica que productores comparables no asociados; Abebaw & Haile (2013) documentan que la membresía incrementa la probabilidad de adoptar tecnologías mejoradas; y Wossen *et al.* (2017) muestran que la combinación de servicios de extensión y pertenencia a organizaciones mejora el bienestar de los hogares, con efectos mayores para ciertos grupos de productores. Estos resultados son consistentes con la idea de que las funciones de pago dependen de la dotación inicial de recursos y capacidades: quienes parten de mayores restricciones pueden registrar ganancias relativas más importantes cuando acceden a los servicios de la organización.

En el caso peruano, la evidencia reciente también sugiere que, pese a los beneficios potenciales, la membresía en organizaciones de productores sigue siendo limitada. Grashuis & Skevas (2023) encuentran que, para productores de café en el Perú, la membresía en organizaciones de productores se asocia con mayores cantidades producidas y vendidas, así como con precios

⁷ No obstante, aun cuando la intensidad y la calidad de los servicios difieren entre organizaciones, todas comparten una lógica subyacente similar: suponen costos de coordinación y de cumplimiento de normas internas, pero al mismo tiempo generan la posibilidad de acceder a información, servicios productivos, mejores condiciones de negociación y nuevos mercados. Como se discute más adelante, la estrategia empírica adoptada en este estudio se centra en esta dimensión común de la asociatividad —la existencia de una organización capaz de canalizar beneficios potenciales hacia los productores— y no en las diferencias específicas entre tipos organizativos.

más altos, lo que indica que —para quienes se integran— la utilidad esperada de asociarse supera a la de permanecer independiente. Sin embargo, estudios de caso sobre organizaciones cacaoteras emergentes muestran que estas asociaciones enfrentan importantes desafíos internos de gobernanza y restricciones en su entorno comercial, que limitan su capacidad de generar beneficios sostenidos para todos los miembros (Donovan, Blare & Poole, 2017).

Estos hallazgos son coherentes con un juego en el que los parámetros determinan los pagos difieren entre productores: algunos perciben que la organización ofrece un paquete de servicios (acceso a mercados diferenciados, crédito, asistencia técnica) que compensa los costos de la membresía; otros, en cambio, actualizan sus expectativas de manera más escéptica debido a experiencias previas con organizaciones, percepciones de riesgo o falta de confianza en los liderazgos. En consecuencia, la decisión de asociarse es selectiva, y cualquier ejercicio empírico que busque estimar el impacto de la asociatividad sobre la productividad debe controlar por esta autoselección.

2.1.2. Acción colectiva y dilemas de cooperación

Además de la heterogeneidad individual, la teoría de juegos enfatiza que los beneficios de la asociatividad no dependen solo de la decisión de un productor, sino también del comportamiento del resto de productores. Las organizaciones de productores generan bienes colectivos o de club —como acceso a mercados diferenciados, servicios de extensión, financiamiento en mejores condiciones o infraestructura compartida— que solo pueden sostenerse si un número suficiente de miembros contribuye con entregas de producto, tiempo y recursos (Markelova *et al.*, 2009; Bernard & Spielman, 2009).

Esto da lugar a un problema típico de acción colectiva. Cada productor tiene incentivos a “subinvertir” en la asociación o incluso a *free-ride*, aprovechándose de los servicios comunes, pero vendiendo parte de su producción por fuera o incumpliendo los acuerdos internos (Olson, 1965; Baland & Platteau, 2000). La estructura de incentivos se asemeja a un dilema del prisionero: si muchos cumplen y entregan producto a la organización, todos se benefician de mejores precios y servicios; pero cada individuo enfrenta la tentación de desviarse y capturar beneficios privados de corto plazo, lo que, si se generaliza, erosiona la viabilidad de la organización (Olson, 1965; Baland & Platteau, 2000).

En este contexto, la decisión de asociarse y participar activamente puede interpretarse como un juego de coordinación con rendimientos crecientes en el número de miembros. Cuando pocos productores se asocian, la organización tiene limitada capacidad de negociación, no logra aprovechar economías de escala ni desarrollar servicios internos robustos, por lo que el diferencial de beneficios frente a la opción de permanecer independiente es reducido. A medida que más productores se integran y cumplen sus compromisos, la organización puede negociar mejores contratos, reducir costos de transacción y ampliar la oferta de servicios, elevando los pagos para quienes forman parte del grupo (Fischer & Qaim, 2011; Ma *et al.*, 2023). Bajo esta lógica, suelen existir múltiples equilibrios: uno de baja participación, donde “casi nadie se asocia porque casi nadie está asociado”, y otro de alta participación, en el que “muchos se asocian porque muchos ya están asociados”.

La literatura sobre recursos comunes y acción colectiva resalta que, en este tipo de juegos, los resultados no dependen únicamente de los incentivos materiales, sino también de la capacidad de los productores para diseñar reglas, construir confianza y establecer mecanismos de monitoreo y sanción que alineen los incentivos individuales con los objetivos colectivos (Ostrom, 1990; Baland & Platteau, 1996). Instituciones internas sólidas —estatutos claros, transparencia en la gestión, mecanismos creíbles de sanción al *side-selling* y espacios participativos de toma de decisiones— pueden transformar un juego con fuerte tentación al *free-riding* en otro donde cooperar (asociarse y participar activamente) se vuelve una estrategia racional para cada productor.

2.2. Efectos heterogéneos de la asociatividad según el género

Como se ha señalado previamente, la literatura revisada no aborda de forma extensa los efectos diferenciales del género en la relación entre asociatividad y productividad agrícola. Por ello, esta subsección expone los principales mecanismos de transmisión que podrían explicar dichas diferencias. Para ello, se toma como referencia la literatura existente sobre desigualdades de género en el sector agrícola, con el objetivo de identificar cómo la asociatividad puede contribuir a reducir estas brechas y generar un mayor impacto en la productividad de las mujeres.

Desde una perspectiva económica, se espera que los rendimientos marginales de la asociatividad sean decrecientes; es decir, que quienes parten de un menor acceso a recursos, mercados o conocimientos obtengan mayores beneficios iniciales en términos relativos. En ese sentido, dado que las mujeres enfrentan mayores restricciones en el sector agrícola, es plausible que el impacto de la asociatividad en su productividad sea superior al de los hombres, quienes ya cuentan con un acceso más consolidado a estos factores productivos.

2.2.1. Acceso a recursos clave

En la actividad agrícola, las mujeres enfrentan barreras estructurales que restringen su acceso a recursos clave, como financiamiento, tierra, insumos agrícolas y tecnología. En este contexto, uno de los principales beneficios de la asociatividad es que facilita el acceso a factores estratégicos de producción.

En cuanto al crédito y financiamiento, las mujeres productoras peruanas reciben montos significativamente menores en comparación con los productores varones —hasta 1.8 veces menos, en el caso de Agrobanco (Midagri, 2023)—. En esa misma línea, Asiseh *et al.* (2024) encuentran que los hogares agrícolas dirigidos por varones tienen mayor probabilidad de acceder a créditos que sus contrapartes femeninas. De acuerdo con Fletschner & Kenney (2011), esta situación se explica por la falta de garantías formales, sesgos en la asignación de préstamos y normas de género que excluyen a las mujeres de redes financieras formales.

Según Markelova *et al.* (2009), la asociatividad facilita el acceso a esquemas de financiamiento colectivo y también mejora la elegibilidad de las mujeres para líneas de crédito (Abdallah *et al.*, 2023). La acción colectiva dentro de organizaciones de productores fortalece la madurez organizacional y las capacidades de gestión, incrementando la probabilidad de obtener apoyo financiero (Benson & Zamora-Duque, 2023). Además, según Silva-Jiménez *et al.* (2020), los

modelos cooperativos permiten a las mujeres beneficiarse de economías de escala, lo que reduce costos y mejora las condiciones de financiamiento. Como resultado, las mujeres pueden incrementar su capacidad de apalancamiento para invertir en la mejora de sus actividades productivas (Rodgers & Akram-Lodhi, 2019).

De manera similar, en el acceso a tierra e insumos agrícolas, las mujeres poseen menos tierras en propiedad y, con frecuencia, trabajan bajo acuerdos informales, lo que dificulta su participación en programas de distribución de insumos. En específico, el 32% de mujeres productoras es propietaria de al menos una de las parcelas que conforman la unidad agropecuaria, en comparación con un 68% de hombres (INEI, 2024).

En el Perú, el 48% de las mujeres conduce unidades agropecuarias de menos de una hectárea (Midagri, 2023). Asimismo, en comparación con los hombres, las unidades agropecuarias manejadas por mujeres monoparentales tienen 42% menos superficie cultivada que unidades similares dirigidas por varones (Del Pozo, 2017). En esa línea, las unidades agropecuarias biparentales conducidas por mujeres cuentan con 38% menos tierra cultivada que las de sus pares hombres, en promedio (Del Pozo, 2017). Además, el Midagri (2023) advierte brechas en el acceso a insumos, equipos e infraestructura de riego.

Las organizaciones de productores agrícolas mitigan esta desigualdad al promover modelos de uso compartido de tierras y compras colectivas de insumos agrícolas. Como señala Gejabo (2016), la asociatividad permite que las mujeres accedan a fertilizantes, semillas mejoradas y equipos agrícolas en igualdad de condiciones que los hombres. De esta manera, dado que las mujeres parten de un acceso más restringido a recursos productivos, el impacto de la asociatividad en su productividad puede resultar más significativo.

2.2.2. Reducción de brechas en capital humano

El acceso a conocimientos técnicos y redes de colaboración es fundamental para mejorar la productividad agrícola. Como señalan Birkhaeuser, Evenson & Feder (1991), los servicios de extensión agraria desempeñan un rol clave en la transferencia de conocimientos, tecnologías y prácticas, impulsando la productividad, sostenibilidad y rentabilidad de las actividades agrícolas. Por otro lado, las redes de colaboración dentro de organizaciones agrícolas cumplen un papel crucial en la difusión del conocimiento, al facilitar la transferencia de aprendizajes entre pares. Este aprendizaje informal permite que las productoras compartan experiencias, conocimientos técnicos y estrategias de gestión adaptadas a sus contextos locales (Foster & Rosenzweig, 1995). No obstante, las mujeres suelen quedar relegadas en el acceso a capacitaciones y en la participación en redes de colaboración, lo que limita sus oportunidades de aprendizaje y mejora productiva (Lecoutere *et al.*, 2023).

La asociatividad contrarresta esta desigualdad al facilitar espacios de aprendizaje colectivo, lo que permite que las mujeres accedan a información técnica relevante para mejorar su productividad (Lecoutere, 2017). Específicamente, Nikolic *et al.* (2023) y Raji *et al.* (2024) destacan que las organizaciones de productores facilitan el acceso a los servicios de extensión agraria, actuando como canales organizados que conectan a los productores con programas gubernamentales y otras iniciativas. Además, estas asociaciones gestionan de manera colectiva

las capacitaciones, difunden el conocimiento adquirido entre sus miembros y coordinan proyectos conjuntos, maximizando el impacto de los servicios ofrecidos (Suárez & Suárez, 2017). Por lo tanto, debido a su exclusión histórica de estos espacios de formación, el aprendizaje adquirido a través de la asociatividad puede representar un salto más pronunciado en la productividad de las mujeres en comparación con los hombres.

Asimismo, la asociatividad fortalece la inclusión de las mujeres en espacios colaborativos, generando un impacto positivo en la acumulación de conocimiento de las productoras. El efecto *spillover*, entendido como la difusión de información, habilidades y mejores prácticas dentro de una red productiva, es clave en este proceso. En el ámbito agrícola, este efecto permite que innovaciones tecnológicas y técnicas de producción sostenibles se transmitan entre productores, facilitando su adopción y mejorando la productividad (Foster & Rosenzweig, 1995). Este efecto es particularmente relevante, ya que las mujeres productoras en el Perú suelen operar en condiciones de aislamiento relativo: solo el 5.5% de ellas participa en organizaciones de productores (Midagri, 2023). En este sentido, el acceso a redes colaborativas representa un cambio estructural profundo en el *know-how* de las mujeres, favoreciendo su productividad.

2.2.3. Acceso a redes comerciales y agregación de valor

Las mujeres productoras no asociadas enfrentan mayores dificultades para comercializar sus productos con valor agregado y en condiciones favorables, lo que restringe su capacidad de obtener mejores precios y ampliar sus mercados. En el caso peruano, el Midagri (2023) señala una brecha de género en el acceso a intermediarios acopiadores y mayoristas para la venta de productos agrícolas, lo que afecta el precio que las mujeres perciben por sus cosechas. La asociatividad puede mitigar esta desventaja, ya que facilita la comercialización conjunta, promueve la inserción de mujeres en mercados más rentables y fomenta procesos de transformación que agregan valor a las cosechas.

Por un lado, la asociatividad contribuye a superar la desigualdad en las condiciones de negociación, al permitir que las mujeres productoras comercialicen sus productos de manera conjunta con otros productores, lo que les da acceso a mercados más amplios y rentables (Markelova *et al.*, 2009, 2010). Además, al consolidar la oferta de múltiples productores, se fortalece la capacidad de negociación frente a intermediarios y compradores, facilitando mejores precios y condiciones de venta (Valdiglesias, 2024).

Por otro lado, la participación de mujeres en organizaciones impulsa la adopción de estrategias de diferenciación, como certificaciones de comercio justo y producción orgánica, que pueden aumentar los ingresos a mediano plazo. Según Blekking *et al.* (2021), la integración de mujeres en organizaciones actúa como un catalizador para la adopción de estándares de calidad y producción sostenible, facilitando su inserción en mercados especializados y aumentando su competitividad. Por ejemplo, la certificación Fair Trade USA no solo garantiza estándares ambientales y laborales, sino que también fomenta la inclusión de mujeres en las cadenas de valor y promueve su liderazgo dentro de las organizaciones agrícolas (Fair Trade USA, 2021).

Asimismo, la asociatividad impulsa la agregación de valor en la producción agrícola al facilitar la incorporación de procesos de transformación. La colaboración dentro de una asociación permite estructurar y optimizar las etapas necesarias para generar valor de manera más eficiente (Abraham *et al.*, 2022). En el Perú, este enfoque ha sido especialmente relevante en sectores donde la participación femenina ha desempeñado un papel clave, como la producción de chocolates, cafés de especialidad y otros productos certificados, los cuales incrementan los márgenes de ganancia de los productores.

En consecuencia, la asociatividad facilita el acceso de las mujeres a mercados *premium* y nichos especializados, donde el valor agregado es un factor determinante. Esta capacidad de diferenciación se traduce en una mayor estabilidad en los ingresos y una menor exposición a las fluctuaciones del mercado. Así, al integrarse en redes de comercialización más sólidas, las mujeres pueden experimentar incrementos más pronunciados en el valor de su producción en comparación con sus pares masculinos.

2.2.4. Conciliación de responsabilidades familiares y de producción

Equilibrar las responsabilidades domésticas y las actividades productivas representa un desafío particular para las mujeres, quienes asumen una carga desproporcionada de trabajo no remunerado (Croppenstedt, Goldstein & Rosas, 2013; Quisumbing & Doss, 2024). En el Perú, según la última Encuesta Nacional del Uso del Tiempo (2024), las mujeres dedican en promedio 4 horas y 48 minutos diarios a tareas domésticas y de cuidado, mientras que los hombres solo 1 hora y 35 minutos. Agarwal & Singh (2010) atribuyen esta situación a normas de género tradicionales que restringen las interacciones sociales de las mujeres fuera del ámbito doméstico, limitando su integración en redes sociales y comerciales clave. Asimismo, Gadissa (2023) destaca que estas barreras estructurales están profundamente arraigadas en las expectativas sociales de género, las cuales priorizan el tiempo y los recursos de los hombres para actividades de desarrollo profesional.

Dado que esta sobrecarga de trabajo reduce significativamente el tiempo disponible de las mujeres para actividades productivas, cualquier mecanismo que flexibilice sus horarios o redistribuya la carga doméstica generaría un impacto mayor en su productividad en comparación con los hombres (Suárez *et al.*, 2018). En este contexto, la asociatividad ofrece arreglos más flexibles y modelos colaborativos, lo que permite a las mujeres equilibrar sus roles productivos y domésticos, favoreciendo así su desempeño agrícola (Guerrero *et al.*, 2019). Por ejemplo, a través de esquemas como la rotación de actividades, la colaboración y la delegación de funciones administrativas, las organizaciones pueden generar un entorno más adaptable a las necesidades de las mujeres.

Finalmente, en conjunto, los mecanismos descritos evidencian que la asociatividad no solo beneficia a los productores en general, sino que su impacto es particularmente significativo en las mujeres, ya que contribuye a la reducción de brechas estructurales. Al partir de una situación de mayor restricción en el acceso a recursos, conocimientos, redes comerciales y en la conciliación familiar-productiva, los beneficios derivados de la asociatividad tienden a ser más pronunciados para las mujeres. En este sentido, y siguiendo el principio de rendimientos marginales decrecientes, la mejora en la productividad de las mujeres productoras puede ser

relativamente mayor en comparación con los hombres, dado que pequeñas mejoras en el acceso a insumos clave generan aumentos sustanciales en su desempeño.

CAPÍTULO 3. DATOS Y METODOLOGÍA

3.1. Fuente de información

La fuente de datos utilizada en esta investigación es la Encuesta Nacional Agropecuaria, proporcionada por el Instituto Nacional de Estadística e Informática. Para los fines de este estudio, el análisis considera el período 2022-2023 —los dos últimos años de información disponible a la fecha de elaboración de la presente investigación—.

La ENA está compuesta por 23 módulos que abordan distintos aspectos del sector agrícola. Los primeros módulos son clave para medir la productividad, ya que recogen datos sobre la superficie sembrada y cosechada, la producción obtenida y el destino de los cultivos. Asimismo, incluyen información detallada como el tipo de cultivos sembrados en cada parcela, la cantidad cosechada por tipo de cultivo, entre otros datos relevantes.

Respecto a la asociatividad de los productores, la encuesta incluye un módulo específico que indaga sobre: (i) la afiliación del productor a alguna organización, (ii) el tipo de organización a la que pertenece y (iii) los beneficios que obtiene de dicha pertenencia. Este módulo incluye preguntas enfocadas en los efectos directos de la asociatividad, como los beneficios obtenidos por pertenecer a una organización, la participación en ferias locales e internacionales, ruedas de negocios, logros alcanzados a través de la organización y acceso a distintos tipos de activos.

Además, la ENA incorpora módulos de caracterización de la muestra que permiten describir las características de la unidad agropecuaria y contar con información sobre el productor agropecuario y su familia. Esta información permite identificar, por ejemplo, el género del productor y otras variables relevantes, las cuales se incluirán en el conjunto de controles de la metodología de análisis, cuyo detalle se abordará más adelante.

A pesar de su utilidad, la ENA presenta algunas limitaciones que deben considerarse en esta investigación: (i) su nivel máximo de representatividad es departamental; (ii) la encuesta no es representativa a nivel de cultivo; (iii) no proporciona información georreferenciada sobre cada unidad agropecuaria; (iv) no especifica la asociación a la que pertenece cada productor; y, (v) no cuenta con un panel de datos, lo que impide realizar análisis longitudinales a través del tiempo.

3.2. Metodología

En el contexto agrícola, la econometría se utiliza con frecuencia para evaluar el impacto de programas y políticas públicas. En estos casos, metodologías como diferencias en diferencias y la regresión discontinua resultan particularmente adecuadas, ya que muchas intervenciones incluyen mecanismos de seguimiento en el tiempo, lo que permite aprovechar variaciones exógenas en la asignación de tratamientos. Sin embargo, en otros tipos de estudios, los datos disponibles suelen estar limitados a bases públicas con estructura de corte transversal, diseñadas para capturar la situación general de un país o una región, más que para realizar un seguimiento detallado de cada productor de manera individual.

En el contexto peruano, la disponibilidad de datos ha determinado el uso de técnicas econométricas específicas. En los estudios agrícolas, predominan los modelos de datos

agrupados (*pooled data*) con regresión lineal y no lineal (Escobal, 2000; IFC, 2010). Asimismo, se emplean modelos de elección discreta (*logit* y *probit*) para analizar decisiones de producción y adopción de tecnología, así como técnicas de estimación con *Propensity Score Matching* (PSM) y variables instrumentales para corregir problemas de endogeneidad (Grashuis & Higuchi, 2023). La elección metodológica depende, en gran medida, de las fuentes de información disponibles. Al respecto, la ENA es la única base de datos integral sobre el sector agrícola en el Perú. La Encuesta Nacional de Hogares (Enaho), aunque extensa, carece de un enfoque específico en agricultura. Por su parte, el Censo Nacional Agropecuario (Cenagro) brindó información relevante, pero su última actualización, en el 2012, ha limitado su utilidad en investigaciones recientes.

Este estudio busca determinar si la asociatividad influye de manera heterogénea en la productividad agrícola según el género. Sin embargo, como se ha mencionado previamente, la decisión de integrarse a una organización en el sector agrícola está influenciada por una variedad de factores (Fischer & Qaim, 2011; Markelova *et al.*, 2009; Bernard & Spielman, 2009; Chagwiza *et al.*, 2016; Ahmed & Mesfin, 2017; Manda *et al.*, 2020; Twumasi *et al.*, 2021; Mojo *et al.*, 2017). Ello puede generar un sesgo de selección, lo que dificulta identificar los efectos causales de la asociación sobre los resultados productivos y económicos de los productores.

En efecto, para garantizar la validez de los resultados y reducir el sesgo de selección, se propone una estrategia metodológica basada en la literatura económica del sector. Así, según se detalla más adelante, el modelo empírico utiliza Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) con efectos fijos y el método de PSM para corregir la endogeneidad. Asimismo, se emplean técnicas adicionales para controlar la posible endogeneidad en variables no observables.

3.2.1. Modelo teórico

Desde el punto de vista funcional, el análisis se enmarca en una función de producción a nivel de productor, para la cual se consideran dos especificaciones alternativas: (i) una forma Cobb-Douglas y (ii) una forma translogarítmica.

Por un lado, la función Cobb-Douglas resulta adecuada para estimar la elasticidad de sustitución entre factores y analizar sus aportes marginales al producto total. Asimismo, su estructura funcional ofrece la flexibilidad necesaria para examinar la eficiencia en la asignación de recursos y evaluar cómo influyen factores exógenos en el rendimiento productivo (Heady & Dillon, 1961; Beattie & Taylor, 1985). En su forma básica con tres factores, la función de producción Cobb-Douglas para el productor i se expresa de la siguiente manera:

$$Y_i = K_i^{\alpha_1} * L_i^{\alpha_2} * T_i^{\alpha_3}$$

- Y_i representa el nivel de producción del productor i
- K_i denota el *stock* de capital.
- L_i representa el factor trabajo.
- T_i corresponde a la dotación de tierra.

- α_1 , α_2 , y α_3 son los parámetros que miden las elasticidades de producción respecto a cada insumo.

Al tomar logaritmos, se obtiene una forma lineal en parámetros:

$$\ln Y_i = \beta_0 + \alpha_1 \ln K_i + \alpha_2 \ln L_i + \alpha_3 \ln T_i + u_i$$

En esta especificación, cada coeficiente α_j puede interpretarse directamente como la variación porcentual en la producción ante un incremento de 1% en el insumo j , manteniendo las demás constantes. Además, la suma $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3$ permite caracterizar los rendimientos a escala (constantes, crecientes o decrecientes) (Beattie & Taylor, 1985; Douglas, 1976). De hecho, una propiedad central de la Cobb-Douglas es la presencia de rendimientos marginales decrecientes respecto a cada insumo: aumentos sucesivos en un factor, manteniendo constantes los demás, generan incrementos cada vez menores en el producto (Douglas, 1976; Beattie & Taylor, 1985). Esta característica es especialmente útil para analizar cómo las diferencias en el acceso inicial a recursos afectan la productividad.

Ahora bien, aunque la especificación estándar de la función Cobb-Douglas proporciona un marco generalizado y ampliamente utilizado en la teoría de la producción, en este estudio se considera también una versión extendida que incorpora interacciones entre insumos (función translogarítmica). La función translogarítmica surge como una extensión flexible de la Cobb-Douglas y puede interpretarse como una aproximación de segundo orden a una función de producción genérica alrededor de un punto de referencia (Christensen, Jorgenson & Lau, 1973).

En términos generales, para un conjunto de insumos X_{ji} , la función translogarítmica puede escribirse del modo siguiente:

$$\ln Y_i = \beta_0 + \sum_j^n \gamma_j \ln X_{ji} + \frac{1}{2} \sum_j^n \sum_k^n \gamma_{jk} \ln(X_{ji}) \ln(X_{ki}) + \varepsilon_i$$

Los coeficientes β_j recogen los efectos lineales de los insumos (análogos a las elasticidades en la Cobb-Douglas), mientras que los términos γ_{jk} capturan efectos de segundo orden y las interacciones entre factores (Christensen Jorgenson & Lau, 1973; Kumbhakar & Lovell, 2000).

Ahora bien, la función translogarítmica tiene diversas implicancias. En primer lugar, las elasticidades de la producción respecto a los factores dejan de ser constantes y pasan a depender del nivel de uso de los insumos. Esto permite capturar casos en los que, por ejemplo, el efecto marginal de aumentar el capital es distinto para productores con mucha tierra que para aquellos con poca tierra (Christensen, Jorgenson & Lau, 1973). En segundo lugar, a diferencia de la Cobb-Douglas, que impone una elasticidad de sustitución unitaria entre factores, la translogarítmica admite elasticidades de sustitución que varían con la combinación de insumos, ofreciendo una representación más realista de tecnologías donde algunos factores son más fácilmente sustituibles que otros (Christensen, Jorgenson & Lau, 1973; Beattie & Taylor, 1985). En tercer lugar, los términos cruzados ($\ln X_{ji} \ln X_{ki}$) permiten modelar explícitamente relaciones de complementariedad o sustitución entre factores, como la complementariedad entre capital físico y trabajo calificado (Heady & Dillon, 1961; FAO, 2001).

Por estas razones, la función translogarítmica se ha convertido en una forma estándar en la estimación de fronteras de producción y en el análisis de eficiencia, particularmente cuando se busca evitar imponer *a priori* supuestos demasiado restrictivos sobre la tecnología productiva (Christensen, Jorgenson & Lau, 1973; Aigner, Lovell & Schmidt, 1977; Kumbhakar & Lovell, 2000; FAO, 2001). Su principal desventaja se centra en que requiere estimar un número mayor de parámetros: para n insumos, el número de coeficientes de segundo orden crece en torno a $n(n + 1)/2$. Ello aumenta los requerimientos de tamaño muestral y puede generar problemas de colinealidad, especialmente cuando los insumos están altamente correlacionados (Kumbhakar & Lovell, 2000). Además, la interpretación económica de los parámetros individuales es menos directa y suele requerir cálculos adicionales para obtener elasticidades y medidas de sustitución (Beattie & Taylor, 1985; Kumbhakar & Lovell, 2000).

En la práctica, la elección entre la función de producción Cobb-Douglas y translogarítmica no es solo una decisión teórica, sino también empírica. Dado que la Cobb-Douglas puede interpretarse como un caso restringido de la translogarítmica —aquel en el que todos los coeficientes de segundo orden (γ_{jk}) son iguales a cero—, es posible comparar formalmente ambas especificaciones mediante pruebas de hipótesis sobre dichas restricciones (Christensen, Jorgenson & Lau, 1973; Kumbhakar & Lovell, 2000).

En términos generales, el procedimiento consiste; primero, en estimar la función translogarítmica (modelo no restringido) y, posteriormente, contrastar la hipótesis nula de que todos los términos de segundo orden son iguales a cero mediante una prueba de razón de verosimilitud, una prueba de Wald u otra prueba de restricción conjunta (Kumbhakar & Lovell, 2000). Si no se rechaza la hipótesis nula, se concluye que la especificación Cobb-Douglas ofrece una representación adecuada de la tecnología de producción y, por su parsimonia e interpretabilidad, suele preferirse como modelo de trabajo. En cambio, si se rechaza la hipótesis nula, se infiere que la forma translogarítmica aporta información relevante sobre la curvatura de la función de producción y los patrones de sustitución entre insumos, constituyendo una mejor aproximación (Christensen *et al.*, 1973; Kumbhakar & Lovell, 2000).

3.2.2. Modelo empírico

Para la estimación, la regresión principal de este estudio emplea el método de MCO, lo que permite obtener estimadores insesgados y eficientes bajo los supuestos de homocedasticidad y ausencia de correlación serial en los términos de error. En específico, la forma funcional —no restringida— correspondiente al presente estudio es la siguiente:

$$\ln(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 A_i + \beta_2 G_i + \beta_3 A_i G_i + \sum_{j=3}^{n=5} \theta_j \ln S_{ji} + \frac{1}{2} \sum_{j=3}^{n=5} \sum_{k=3}^{n=5} \gamma_{jk} \ln(S_{ji}) \ln(S_{ki}) + \alpha' Z_i + \delta' X_i + \rho' W_i + \tau_d + \mu_t + \varepsilon_i$$

donde:

- Y_i representa la productividad medida a través del valor bruto de producción. Este indicador se construye como la suma del valor bruto de todos los productos agrícolas

reportados por el productor en la ENA, calculado a partir de las cantidades y precios declarados para cada producto.

- A_i es una variable dicotómica que adopta el valor de 1 si el productor pertenece a una asociación agrícola, y 0 en caso contrario.⁸
- G_i es otra variable dicotómica que indica el género del productor (1, en caso sea mujer).
- S_i es un vector de insumos de producción que incluye la superficie agrícola (tierra), el gasto en capital y el gasto en mano de obra (fuerza de trabajo/capital humano). Estos insumos se incorporan en logaritmos y con términos de segundo orden γ_{jk} . Como se discute más adelante, y según se describió previamente, se realizan pruebas de significancia conjunta sobre dichos coeficientes para evaluar si es apropiado mantener la especificación translogarítmica o, en su defecto, restringirla a una función Cobb-Douglas más parsimoniosa.
- Z_i es un vector de variables explicativas de capacidades técnicas, que incluye una identificación de si el productor recibió capacitación y/o asistencia técnica.
- X_i representa un conjunto de variables de control que forman parte del conjunto de covariables del modelo *probit*, presentado más adelante, que incluye el nivel educativo, la etnia, el grado de especialización del productor, y su edad.
- W_i incorpora la latitud y longitud del conglomerado al que pertenece cada productor —recogido a partir de información georreferenciada—.
- β_3 captura el efecto de interacción entre asociatividad y género, reflejando un posible impacto diferencial de la asociatividad según el género del productor.
- τ_d y μ_t son efectos fijos departamentales y temporales, respectivamente, que controlan factores no observables sistemáticos a nivel regional y de tiempo.⁹
- ε_i es el término de error.

Considerando lo anteriormente expuesto, se reitera que la ENA no constituye un panel de datos, ya que no realiza un seguimiento continuo de los mismos productores a lo largo del tiempo. Por ello, este estudio adopta una estrategia metodológica basada en datos agrupados (*pooled*)

⁸ Con el objetivo de no incrementar el desbalance muestral entre grupos de tratamiento y control, se consideran todas las formas de asociatividad reportadas en la ENA: asociaciones, cooperativas y comités. Más del 90% de los productores asociados de la muestra pertenece a asociaciones o cooperativas, cuya distribución es homogénea entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. Es razonable esperar que los mecanismos de transmisión discutidos en el presente estudio operen de forma similar dada esta homogeneidad en las formas de asociarse.

⁹ La incorporación de efectos fijos a nivel departamental y temporal permite controlar las variaciones en precios y cantidades originadas por factores exógenos, como el clima, las políticas agrícolas locales o los cambios en el contexto macroeconómico, que podrían introducir sesgos en la estimación de los efectos analizados. Este enfoque se alinea con la recomendación metodológica de Woolridge (2010) respecto al control de la heterogeneidad no observable, lo que fortalece la identificación de los determinantes de la productividad agrícola.

data), incorporando efectos fijos tanto temporales como a nivel departamental.¹⁰ No obstante, una limitación inherente a este enfoque es la imposibilidad de controlar por heterogeneidad no observable a nivel de unidad agropecuaria, como sí sería posible en un panel de datos con seguimiento individual.

En este contexto, como se ha mencionado previamente, la decisión de integrarse a una asociación agrícola está influenciada por una variedad de factores, muchos de los cuales pueden no estar plenamente capturados en el modelo de estimación utilizado. Esta situación genera desafíos metodológicos, particularmente al emplear Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) con efectos fijos, ya que pueden surgir dos principales fuentes de endogeneidad: (i) la omisión de variables observables relevantes que afectan simultáneamente la decisión de asociarse y la productividad, y (ii) la influencia de factores no observables que distorsionan la relación estimada.

Para abordar el primer tipo de sesgo —el relacionado con variables observables omitidas— se recurre a la técnica de *Propensity Score Matching* (PSM). Este enfoque permite identificar, dentro del grupo de productores no asociados, aquellos cuyas características observables son comparables a las de los productores asociados, construyendo así un contrafactual más robusto (Caliendo & Kopeinig, 2008). El procedimiento consiste en asignar a cada individuo un puntaje de propensión (*propensity score*), estimado a través de un modelo logístico en el que la variable dependiente refleja la probabilidad de pertenecer a una asociación. Las variables explicativas del modelo incluyen covariables observables asociadas a dicha probabilidad, tales como el nivel educativo (Manda *et al.*, 2020), la pertenencia étnica (Mojo *et al.*, 2017), la escala de producción (Ahmed & Mesfin, 2017), el grado de especialización productiva (Twumasi *et al.*, 2021) y la edad (Bernard & Spielman, 2009). A partir de estos puntajes, se implementa un algoritmo de emparejamiento —utilizando un modelo *probit*— que vincula productores con perfiles similares, permitiendo formar grupos equivalentes y reducir así el sesgo de selección en la estimación del impacto de la asociatividad.

En línea con el objetivo de estimar el efecto de la asociatividad sobre la productividad, el emparejamiento se aplica únicamente sobre esta variable, dado que constituye el factor potencialmente endógeno en el análisis. Si bien el interés del estudio se centra en explorar diferencias por género, dicha característica —al ser exógena y no susceptible de manipulación— no interviene en el proceso de asignación al emparejamiento. De este modo, se evita introducir sesgos en la estimación del *propensity score* que podrían derivarse de combinar una variable estructural como el género con una decisión sujeta a autoselección como la asociatividad. Así, la heterogeneidad por género se incorpora posteriormente en el modelo de regresión a través del término de interacción correspondiente.

En este estudio, se emplea el algoritmo de *radius matching*, el cual consiste en emparejar cada productor asociado con todas aquellas observaciones no asociadas cuyo *propensity score* se

¹⁰ Un *pool* corresponde a un conjunto de datos que combina cortes transversales provenientes de muestras aleatorias recolectadas en distintos períodos y sobre diferentes unidades de análisis —en este caso, diversas unidades agropecuarias—. Por esta razón, resulta necesario incorporar efectos fijos que permitan controlar por las variaciones agregadas entre las diferentes muestras apiladas (Wooldridge, 2010).

ubique dentro de un rango específico. La elección de este método se justifica por la naturaleza de los datos disponibles, en los que existe una mayor cantidad de unidades en el grupo de productos no asociados que en el grupo de asociados. Esta característica permite aprovechar de forma más eficiente la información contenida en este primer grupo, mejorando así la precisión de las estimaciones.

Además, el emparejamiento se restringe a un *caliper*, entendido como el margen máximo permitido de diferencia entre los *propensity scores* de las unidades emparejadas (Caliendo & Kopeinig, 2008). En este estudio, dicho umbral se fija en 0.001, el valor más estricto reportado en la literatura (Adjin *et al.*, 2020; Wu *et al.*, 2010), con el objetivo de reducir al mínimo la posibilidad de emparejamientos poco comparables y, por ende, de sesgos en la estimación del efecto de la asociatividad.

Sin embargo, una limitación del PSM es su incapacidad para controlar el sesgo inducido por variables no observables, lo que podría comprometer la validez de las inferencias realizadas. Para abordar este problema, más adelante, se recurre a la metodología de umbrales planteada por Rosenbaum, la cual permite evaluar la magnitud del sesgo no observado que sería necesario para invalidar los resultados obtenidos (Rosenbaum, 2005). Intuitivamente, esta técnica establece un umbral que indica el grado de diferenciación no observable requerido entre los grupos de comparación para alterar la inferencia causal obtenida. Así, cuanto mayor sea dicho umbral (*bound*), mayor será la robustez de los resultados ante la presencia de factores no observables correlacionados con la asociatividad y la productividad.

3.3. Caracterización de la muestra

La base de datos de este estudio ha sido depurada para garantizar la homogeneidad de la unidad de análisis en cuanto a disponibilidad de información. Para ello, se eliminaron las observaciones con valores reportados como faltantes en las variables de interés, asegurando así la calidad y consistencia de los datos. Tras este proceso, la muestra final incluye 25,830 unidades agropecuarias en el 2022 y 24,441 en el 2023. La estabilidad en el número de observaciones entre los años analizados indica un adecuado equilibrio temporal, lo que refuerza la validez del análisis.

Sobre esta base, la Tabla 1 presenta las variables clave y una caracterización de la muestra mediante la comparación de dichas variables según dos dimensiones relevantes: (i) el tipo de grupo muestral —mujeres asociadas respecto del resto de la muestra— y (ii) el período de análisis —el 2022 o el 2023—. Además de esta comparación, la tabla incluye una descripción de cada variable y detalla cualquier precisión relevante en el marco del presente estudio.

Tabla 1. Caracterización de las variables consideradas en la muestra, previo a la aplicación del PSM

Variable	Descripción	2022			2023		
		Grupo de control	Mujeres asociadas	Dif.	Grupo de control	Mujeres asociadas	Dif.
Log (productividad)	Logaritmo del valor de la productividad agrícola (valor bruto de producción)	8.111 (1.920)	8.521 (2.090)	0.410*** (0.089)	8.428 (1.922)	8.739 (1.916)	0.311*** (0.099)
Género	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el productor es mujer y 0 si es hombre	0.286 (0.452)	1.000 (0.000)	0.714*** (0.021)	0.226 (0.418)	1.000 (0.000)	0.774*** (0.021)
Asociatividad	Variable dicotómica igual a 1 si el productor forma parte de una organización, y 0 en caso contrario	0.065 (0.246)	1.000 (0.000)	0.935*** (0.011)	0.065 (0.246)	1.000 (0.000)	0.935*** (0.013)
Asistencia técnica	Variable dicotómica igual a 1 si el productor recibió asistencia técnica en los últimos tres años; 0 si no	0.049 (0.215)	0.212 (0.409)	0.163*** (0.010)	0.047 (0.211)	0.236 (0.425)	0.190*** (0.011)
Capacitación	Variable dicotómica igual a 1 si el productor participó en actividades de capacitación durante los últimos tres años; 0 si no	0.074 (0.261)	0.350 (0.477)	0.276*** (0.012)	0.083 (0.276)	0.382 (0.486)	0.299*** (0.014)
Log (superficie agrícola)	Logaritmo de la superficie total de la unidad agropecuaria (medida en hectáreas)	0.488 (1.416)	0.967 (1.398)	0.479*** (0.066)	1.281 (1.299)	1.626 (1.235)	0.345*** (0.067)
Educación básica	Variable dicotómica que toma el valor de 1 si el productor alcanzó, como máximo, nivel de educación primaria; 0 en caso contrario	0.485 (0.500)	0.464 (0.499)	-0.021 (0.023)	0.485 (0.500)	0.377 (0.485)	-0.109*** (0.026)
Educación secundaria	Variable dicotómica igual a 1 si el productor cursó hasta nivel secundario; 0 en caso contrario.	0.325 (0.469)	0.335 (0.472)	0.009 (0.022)	0.337 (0.473)	0.338 (0.474)	0.001 (0.024)
Educación superior	Variable dicotómica igual a 1 si el productor cursó hasta nivel universitario; 0 en caso contrario.	0.100 (0.300)	0.136 (0.343)	0.035** (0.014)	0.103 (0.303)	0.200 (0.401)	0.097*** (0.016)
Edad	Edad del productor expresada en años.	55.953	52.903	-3.050***	55.271	51.958	-3.313***

Variable	Descripción	2022			2023		
		Grupo de control	Mujeres asociadas	Dif.	Grupo de control	Mujeres asociadas	Dif.
		(14.344)	(12.063)	(0.665)	(14.001)	(12.414)	(0.718)
Etnia	1, si el productor se identifica como blanco o mestizo; 0 de otro modo	0.513 (0.500)	0.451 (0.498)	-0.062*** (0.023)	0.504 (0.500)	0.431 (0.496)	-0.073*** (0.026)
Especialización	1, si el productor se dedica únicamente a la actividad agrícola; 0, de otro modo	0.520 (0.500)	0.578 (0.494)	0.059** (0.023)	0.521 (0.500)	0.590 (0.493)	0.069*** (0.026)
Log (gasto en capital)	Logaritmo del gasto en capital (pago de maquinaria y/o equipos agrícolas)	0.381 (1.575)	0.934 (2.459)	0.553*** (0.074)	0.432 (1.692)	0.589 (1.958)	0.157* (0.087)
Log (gasto en fuerza laboral)	Logaritmo del gasto en fuerza laboral (pago de jornaleros o peones, sean permanente o eventuales por un período de seis meses a más)	5.005 (3.300)	5.851 (3.274)	0.846*** (0.153)	5.743 (3.269)	6.473 (3.252)	0.729*** (0.168)
Observaciones		25,358	472	25,830	24,056	385	24,441

Nota: Desviaciones estándar entre paréntesis. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

4.1. Discusión de los resultados

Una vez depurada la base de datos y en línea con el modelo empírico del estudio, antes de implementar el PSM corresponde realizar una comparación descriptiva entre los grupos bajo evaluación —en particular, respecto de sus covariables observables—. Esta verificación inicial permite identificar posibles sesgos de selección y, a la vez, asegurar que las diferencias detectadas se incorporen explícitamente en el proceso de emparejamiento, de modo que el contrafactual construido sea verdaderamente comparable. Como se explicó previamente, en este estudio el PSM se aplica únicamente a la condición de asociatividad (asociados vs. no asociados), por tratarse de la dimensión potencialmente endógena del análisis.¹¹

Al respecto, la evidencia presentada en la Tabla 2 muestra diferencias estadísticamente significativas, con un nivel de confianza del 99%, en todas las covariables analizadas, salvo en el caso del grado de especialización, cuya significancia corresponde al 95%. Estos resultados respaldan la aplicación del PSM para asegurar la comparabilidad entre los grupos de asociados y no asociados, reduciendo el riesgo de que eventuales diferencias posteriores en los resultados respondan a disparidades preexistentes y no al efecto de la asociatividad.

Tabla 2. Diferencias en las covariables consideradas en el modelo, previo a la aplicación del PSM

Set de covariables	No asociados			Asociados			Diferencias
	N. obs	Media	D.S	N. obs	Media	D.S	
Educación básica	46,219	0.49	0.50	4,052	0.41	0.49	-0.078***
Educación secundaria	46,219	0.32	0.47	4,052	0.40	0.49	0.077***
Educación superior	46,219	0.10	0.30	4,052	0.16	0.36	0.059***
Sexo	46,219	0.27	0.45	4,052	0.21	0.41	-0.063***
Edad	46,219	55.72	14.28	4,052	53.85	12.56	-1.868***
Etnia	46,219	0.50	0.50	4,052	0.57	0.50	0.064***
Especialización	46,219	0.52	0.50	4,052	0.50	0.50	-0.018**
Log (superficie agrícola)	46,219	0.82	1.42	4,052	1.53	1.23	0.701***

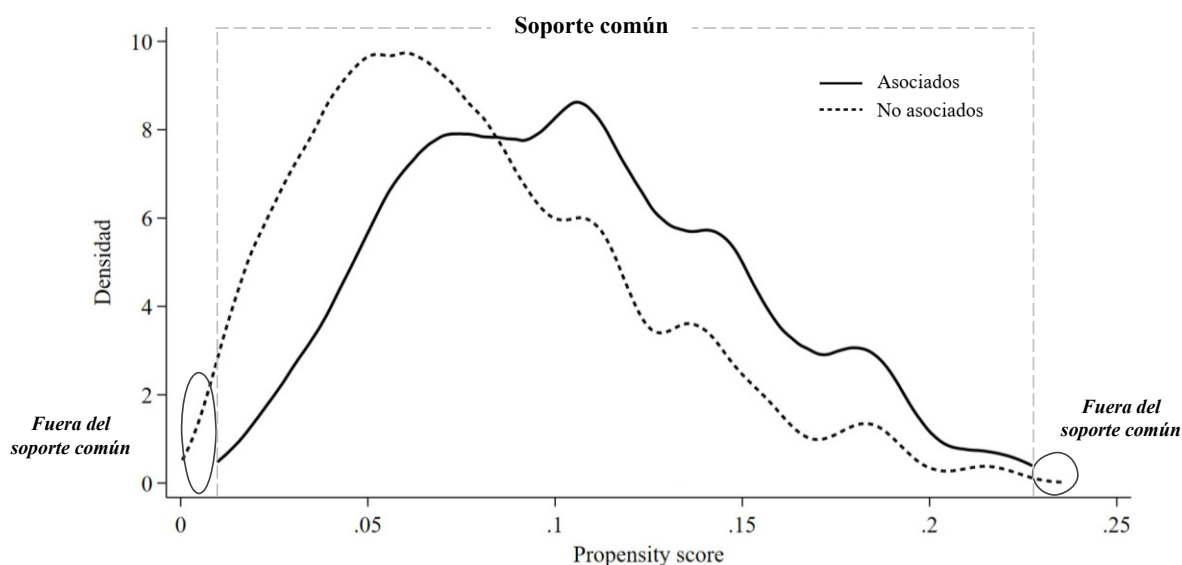
Nota: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

El primer paso en la implementación del PSM consiste en asignar a cada observación un *propensity score*. A partir de ello, la Figura 1 presenta la distribución de dicho puntaje para productores asociados y no asociados. En particular, se aprecia que la distribución de los no asociados se concentra en valores relativamente bajos (alrededor de 0.05), mientras que la de los asociados se desplaza hacia la derecha, con mayor densidad en valores intermedios (aproximadamente entre 0.08 y 0.15). Si bien existen diferencias en la forma de ambas

¹¹ Si bien el interés del estudio se centra en explorar diferencias por género, dicha característica —al ser exógena y no susceptible de manipulación— no interviene en el proceso de asignación al emparejamiento. De este modo, se evita introducir sesgos en la estimación del *propensity score* que podrían derivarse de combinar una variable estructural como el género con una decisión sujeta a autoselección como la asociatividad.

distribuciones, el gráfico muestra un traslape relevante entre los grupos dentro de los límites del soporte común, abarcando a más del 99% de las observaciones.¹²

Figura 1. Distribución de los *propensity scores* para asociados y no asociados



Nota: Las observaciones cuyos *propensity scores* se ubican en el rango donde tanto asociados como no asociados presentan densidad en sus distribuciones conforman el soporte común. En los extremos, se identifica un 0.8% de observaciones sin contrapartes comparables, por lo que quedan fuera de dicho soporte. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Dado que el PSM requiere una validación *ex post*, se reestima la significancia estadística de las diferencias entre los grupos a partir de las covariables incluidas. Los resultados, presentados en la Tabla 3, muestran que tras el emparejamiento las diferencias entre productores asociados y no asociados dejan de ser estadísticamente significativas para todas las covariables seleccionadas, lo que sugiere una mitigación efectiva del sesgo de selección (Dehejia & Wahba, 2002). En conjunto, estos hallazgos respaldan la idoneidad del PSM para aproximar un escenario de balance que emule, en términos observables, las condiciones de comparabilidad propias de un diseño experimental.

¹² Como se muestra más adelante, no todas las observaciones terminan siendo utilizadas en la muestra emparejada, ya que el algoritmo de emparejamiento descarta aquellos productores que no encuentran una contraparte suficientemente cercana según los criterios definidos (en este caso, el valor del *caliper* de 0.001). La proporción de observaciones que no encuentran un comparable es de 0.8% de la muestra.

Tabla 3. Anulación de las diferencias en las covariables consideradas en el modelo, posterior a la aplicación del PSM

Set de covariables	No asociados			Asociados			Diferencias
	N. obs	Media	D.S	N. obs	Media	D.S	
Educación básica	46,219	0.49	0.50	4,052	0.41	0.49	-0.001
Educación secundaria	46,219	0.32	0.47	4,052	0.40	0.49	-0.002
Educación superior	46,219	0.10	0.30	4,052	0.16	0.36	0.003
Sexo	46,219	0.27	0.45	4,052	0.21	0.41	0.001
Edad	46,219	55.72	14.28	4,052	53.85	12.56	-0.012
Etnia	46,219	0.50	0.50	4,052	0.57	0.50	-0.001
Especialización	46,219	0.52	0.50	4,052	0.50	0.50	0.003
Log (superficie agrícola)	46,219	0.82	1.42	4,052	1.53	1.23	-0.002

Nota: *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Una vez mitigado el sesgo de selección asociado a factores observables mediante el PSM, la Tabla 4 presenta los resultados del modelo empírico. En particular, las columnas 1 y 2 reportan estimaciones bajo una función de producción Cobb–Douglas, mientras que las columnas 3 y 4 corresponden a la especificación translogarítmica. Para cada forma funcional, se muestran resultados antes y después de aplicar el PSM, manteniendo constantes los efectos fijos y el conjunto de variables de control.

Tabla 4. Resultados del modelo empírico

Variables	Cobb-Douglas		Translogarítmica	
	Log (productividad)			
	Muestra sin emparejar	Muestra emparejada (PSM)	Muestra sin emparejar	Muestra emparejada (PSM)
Efecto heterogéneo	0.091* (0.054)	0.112*** (0.030)	0.035 (0.054)	0.088*** (0.029)
Género	-0.280*** (0.015)	-0.292*** (0.022)	-0.229*** (0.015)	-0.223*** (0.021)
Asociatividad	0.078*** (0.027)	0.117*** (0.015)	0.112*** (0.026)	0.090*** (0.015)
R^2	0.51	0.49	0.50	0.53
Observaciones	50,271	49,841	50,271	49,841

Nota: Todas las especificaciones incorporan efectos fijos temporales y departamentales, así como los controles descritos en la sección metodológica. Tras aplicar el PSM, el emparejamiento excluye un número reducido de observaciones (0.8% de la muestra) que, dado el *caliper* estricto seleccionado (0.001), no encuentran una contraparte suficientemente comparable. Esta pérdida es marginal en términos de representatividad, considerando el tamaño total de la muestra, y contribuye a fortalecer la validez de la comparación al restringirla a observaciones similares en las covariables seleccionadas. Los resultados completos de las regresiones asociadas a esta tabla se presentan en el Anexo 1. Desviaciones estándar entre paréntesis. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

La columna 4 presenta la especificación principal del estudio, que estima el modelo translogarítmico sobre la muestra emparejada e incorpora el conjunto completo de controles, lo que permite aislar con mayor precisión el efecto heterogéneo una vez corregido el sesgo de selección. Esta elección se sustenta en que, para dicha especificación, las pruebas de significancia conjunta sobre los términos adicionales de la función translogarítmica rechazan la hipótesis nula de que los coeficientes de segundo orden son iguales a cero (ver Tabla 5). En consecuencia, esta forma funcional aporta información adicional respecto del modelo Cobb–Douglas y ofrece una representación más flexible de la tecnología de producción, en línea con lo señalado en la sección metodológica.

Tabla 5. Significancia de los términos adicionales de la función translogarítmica (modelo principal)

Resultados			
Variable		Coeficiente	
Log (gasto en capital)		0.062***	(0.016)
Log (gasto en fuerza laboral)		-0.121***	(0.006)
Log (superficie agrícola)		0.567***	(0.010)
Log (gasto en capital) ²		0.001	(0.002)
Log (gasto en fuerza laboral) ²		0.036***	(0.001)
Log (superficie agrícola) ²		-0.122***	(0.003)
Log (gasto en capital) × Log (gasto en fuerza laboral)		-0.008***	(0.001)
Log (gasto en capital) × Log (superficie agrícola)		0.010***	(0.003)
Log (gasto en fuerza laboral) × Log (superficie agrícola)		0.015***	(0.002)
Prueba conjunta de significancia de términos de segundo orden en el modelo translogarítmico con PSM			
Hipótesis nula	Estadístico F	P-valor	Decisión
H ₀ : coeficientes de segundo orden = 0	756.43	0.000	Se rechaza H ₀ .

Nota: La tabla reporta el test de Wald (estadístico F) de significancia conjuntade los términos cuadráticos e interacciones del modelo translogarítmico estimado sobre la muestra emparejada (columna 4 de la Tabla 4). H₀ plantea que todos los coeficientes de segundo orden son simultáneamente iguales a cero. Desviaciones estándar entre paréntesis. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Los resultados del modelo principal muestran que el efecto heterogéneo —capturado por la interacción entre asociatividad y género— es positivo y estadísticamente significativo en tres de las cuatro especificaciones. Ello sugiere que la asociatividad genera un efecto adicional

sobre la productividad de las mujeres productoras, por encima del efecto observado en los hombres. Este resultado se mantiene al controlar por covariables observables y corregir posibles sesgos de selección mediante PSM. En la especificación completa—considerada el modelo principal translogarítmico del estudio— el coeficiente de la interacción asciende a 0.088, lo que implica que las mujeres asociadas registran, en promedio, un incremento adicional de 8.8% en productividad respecto de sus contrapartes no asociadas, en comparación con el diferencial observado en los varones frente a ese mismo grupo.

Por su parte, el coeficiente asociado al género es negativo y estadísticamente significativo en todas las especificaciones, alcanzando -0.223 en el modelo principal. Esto indica que, en promedio, las mujeres presentan niveles de productividad 22.3% menores que los hombres, incluso tras el emparejamiento y el control por covariables. No obstante, el efecto positivo de la interacción con asociatividad (8.8%) sugiere que la pertenencia a organizaciones agrícolas contribuye a reducir parcialmente dicha brecha.

Finalmente, el efecto directo de la asociatividad es positivo y robusto en todos los modelos. En la especificación completa, el coeficiente es 0.090, lo que indica que los productores asociados presentan, en promedio, una productividad aproximadamente 9.0% mayor que la de los no asociados, manteniendo constantes las demás variables. Este hallazgo es consistente con la hipótesis de que la asociatividad contribuye de manera significativa al desempeño productivo.

4.2. Pruebas de robustez

Con el objetivo de evaluar la solidez de los hallazgos presentados en la sección anterior, se desarrolla un conjunto de pruebas de robustez orientadas a responder dos preguntas complementarias, motivadas por resultados recurrentes en la literatura. En primer lugar, los estudios que emplean métodos de emparejamiento—como el PSM—subrayan la necesidad de examinar en qué medida el efecto estimado (en este caso, la heterogeneidad del impacto de la asociatividad según género) depende de decisiones metodológicas específicas, tales como la especificación econométrica, el algoritmo de emparejamiento y la elección de *calipers/bandwidths* (Dehejia & Wahba, 2002; Strawiński, 2012; Kashiwagi, 2020; Blekking et al., 2021). En segundo lugar, parte de la evidencia sugiere que los efectos de la asociatividad pueden variar entre cultivos, dado que cada cadena productiva combina tecnologías, perfiles de riesgo, horizontes de inversión y estructuras de mercado particulares (Paredes & Fort, 2018; Bobadilla et al., 2019; Cavassa, 2022; Grashuis & Higuchi, 2023). En este marco, resulta pertinente evaluar si, en el presente estudio, la composición de la cartera de cultivos podría estar condicionando la dirección o magnitud del efecto estimado.

En consecuencia, en una primera etapa se presentan pruebas de robustez vinculadas a la especificación econométrica y a los parámetros de emparejamiento (subsección 4.2.1), con el fin de verificar que la magnitud y la significancia de los efectos se mantengan ante variaciones razonables en la estrategia de identificación. En una segunda etapa, se incorpora explícitamente la dimensión productiva de la muestra (subsección 4.2.2), examinando cómo se comporta el estimador al controlar por el cultivo principal y al permitir que el efecto heterogéneo de la asociatividad difiera entre grupos de cultivos.

4.2.1. Especificación econométrica

La literatura revisada indica que los resultados del modelo empírico dependen de diversos factores metodológicos. En particular, tres fuentes principales de variabilidad afectan la precisión de las estimaciones: (i) la posible existencia de sesgos por omisión de variables no observables, (ii) la especificidad del algoritmo de emparejamiento y (iii) la magnitud de los *calipers* (o *bandwidths*) utilizados en el proceso de emparejamiento.

En cuanto al sesgo por omisión de variables no observadas, como se indicó anteriormente, este estudio incorpora los umbrales de Rosenbaum como una prueba complementaria de validez interna. Aunque el PSM corrige el sesgo de selección por variables observadas, persiste el riesgo de que factores no medidos influyan en los resultados. Para abordar esta limitación, se plantea un escenario contrafactual en el que las unidades emparejadas podrían diferir no solo en las variables observadas (controladas por el PSM), sino también en aquellas no observadas que afectan tanto la decisión de asociarse como la productividad. Así, se evalúa cuán fuerte tendría que ser el efecto de estas variables no observadas para alterar la inferencia causal (Rosenbaum, 2005).

El resultado de esta prueba se expresa como un índice de sensibilidad que indica cuán intensa tendría que ser la influencia de una variable no observada para poner en duda la validez del efecto estimado (Rosenbaum, 2005). Por ejemplo, un *bound* de 185% implica que, para que el resultado deje de ser estadísticamente significativo, una variable no observada debería aumentar en 1.85 veces la probabilidad de que un productor esté asociado. Este índice permite evaluar la robustez de los resultados frente a posibles omisiones del modelo. Según el análisis comparativo, se considera que los niveles de sensibilidad adecuados para sustentar la validez de los resultados ante el sesgo no observable son aquellos con *bounds* superiores al 90%, como lo sugieren Ortega *et al.* (2019).

Respecto del algoritmo de emparejamiento, este estudio emplea tres variantes adicionales al *radius matching* utilizado en el modelo principal: *nearest neighbor* con una unidad comparable ($n=1$), *nearest neighbor* con cinco unidades comparables ($n=5$) y *kernel matching*.¹³ A continuación, se describen brevemente estos métodos.

El método *nearest neighbor* selecciona, para cada unidad tratada, una o varias unidades de control con el *propensity score* más cercano. Aunque es intuitivo y ampliamente utilizado, sus resultados pueden ser sensibles a la cantidad de “vecinos” considerados y a si se permite o no el reemplazo (Caliendo & Kopeinig, 2008).¹⁴ Este estudio evalúa ambas configuraciones: sin reemplazo ($n=1$) y con reemplazo ($n=5$), lo que permite analizar si la cantidad y la exclusividad de los emparejamientos afectan las estimaciones.

¹³ La inclusión de estos algoritmos responde a una necesidad de verificar la estabilidad de los resultados ante diferentes estrategias de emparejamiento. Si los efectos estimados se mantienen consistentes en magnitud y significancia a través de estas variantes, se fortalece la confianza en la robustez del hallazgo principal, reduciendo el riesgo de que sea producto de una decisión técnica específica.

¹⁴ Es decir, si una misma unidad de control puede ser usada varias veces.

Por su parte, el *kernel matching* adopta un enfoque diferente. En lugar de seleccionar un número fijo de vecinos, utiliza todas las unidades de control disponibles, asignándoles un peso que disminuye a medida que aumenta la distancia entre su *propensity score* y el de la unidad tratada (Dehejia & Wahba, 2002). Este método suaviza la relación entre los grupos y reduce la varianza de las estimaciones, aunque puede incluir comparables más distantes si no se restringe adecuadamente el *bandwidth*. A diferencia del *radius matching*, el *kernel matching* pondera todas las unidades de control según su proximidad, de modo que las más cercanas tienen mayor influencia en la estimación (Dehejia & Wahba, 2002).

Una tercera fuente de variabilidad metodológica está asociada con la amplitud del *caliper* o *bandwidth* utilizado en los algoritmos de emparejamiento. En los métodos *radius matching* y *nearest neighbor*, un *caliper* estrecho —como el valor de 0.001 utilizado en este estudio— asegura un alto grado de similitud entre las unidades emparejadas, lo que disminuye el riesgo de emparejamientos inadecuados. Sin embargo, esta exigencia puede limitar el número de emparejamientos válidos, reduciendo el tamaño muestral efectivo (Strawiński, 2012). En contraste, un *caliper* más amplio —como el de 0.05— permite incluir más observaciones, aunque con menor precisión, al emparejar unidades más disímiles (Strawiński, 2012).

En el caso del *kernel matching*, el parámetro equivalente es el *bandwidth*, que cumple una función análoga al *caliper*, pero dentro de un enfoque en el que no se elige un número fijo de comparables. En cambio, se pondera a todas las unidades del grupo de control según su cercanía al *propensity score* de la unidad tratada (Strawiński, 2012). Un *bandwidth* estrecho (por ejemplo, 0.001) asigna más peso a los comparables más cercanos y minimiza la influencia de observaciones lejanas, lo que refuerza la precisión del emparejamiento. En cambio, un *bandwidth* más amplio (como 0.05) suaviza la función de ponderación, incorpora más información, pero exige menor similitud. Este ajuste permite explorar el tradicional *trade-off* entre sesgo y varianza, central en las decisiones de diseño econométrico (Strawiński, 2012).

La Tabla 6 resume las diferentes especificaciones utilizadas en las pruebas de robustez del modelo empírico. Cada columna corresponde a una combinación particular de algoritmo de emparejamiento (*radius matching*, *nearest neighbor* o *kernel matching*) y nivel de exigencia del parámetro de proximidad (*caliper* o *bandwidth*). Cada especificación reporta el coeficiente estimado del efecto heterogéneo, el valor del índice de sensibilidad derivado del método *Rosenbaum Bounds*, el coeficiente de determinación (R^2) y la cantidad de observaciones utilizadas en la regresión. Todas las estimaciones se obtienen a partir de modelos completos, es decir, que incluyen efectos fijos (departamentales y temporales) y el conjunto de variables de control previamente definido.

Tabla 6. Pruebas de robustez relacionadas a la especificación econométrica

Emparejamiento	<i>Radius matching</i>		<i>Nearest neighbor</i>						<i>Kernel matching</i>	
	No aplica		(n=1)		(n=5)				No aplica	
			Con reemplazo		Sin reemplazo		Con reemplazo			
<i>Caliper / Bandwidth</i>	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05
Efecto heterogéneo	0.088***	0.070**	0.122*	0.122*	0.103*	0.103*	0.113**	0.113**	0.089***	0.074***
<i>Rosenbaum bound</i>	185%	220%	135%	130%	135%	135%	170%	170%	180%	205%
R^2	0.53	0.54	0.52	0.52	0.52	0.52	0.53	0.53	0.53	0.53
Observaciones	49,841	50,271	7,569	7,569	8,104	8,104	18,850	18,850	49,841	50,271

Nota: Todas las especificaciones incorporan efectos fijos temporales y departamentales, así como los controles indicados en la sección metodológica. Los resultados corresponden al modelo completo de la regresión principal. En todos los casos, las diferencias entre los grupos muestrales, según el conjunto de covariables, no son estadísticamente significativas, lo que indica que cada método de emparejamiento logra mitigar el sesgo de selección asociado a factores observables. El detalle de las regresiones mostradas en la presente tabla se encuentra en el Anexo 2. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Los resultados presentados confirman la solidez del efecto heterogéneo de la asociatividad sobre la productividad según género, independientemente de las decisiones metodológicas adoptadas. En primer lugar, el coeficiente asociado a dicho efecto se mantiene positivo y estadísticamente significativo en todas las combinaciones de algoritmo y parámetros de emparejamiento evaluadas (*caliper* o *bandwidth*). Si bien la magnitud varía entre especificaciones, la estabilidad del signo y de la significancia sugiere que la relación identificada no responde a una configuración particular del emparejamiento.

Asimismo, los índices de sensibilidad derivados de los *Rosenbaum Bounds* refuerzan esta conclusión. Los valores reportados—superiores al 180% en las especificaciones principales—indican que sería necesario un sesgo sustantivo por variables no observadas para revertir la significancia de los resultados. Este umbral excede ampliamente el valor de referencia identificado en la literatura revisada (90%). Incluso en escenarios más restrictivos, como *nearest neighbor* con $n = 1$, los *bounds* se mantienen por encima del 130%, lo que sugiere una elevada robustez frente a posibles omisiones.

En conjunto, las pruebas de robustez aportan evidencia a favor de la validez interna del análisis: la estabilidad del efecto heterogéneo, sumada a los altos umbrales de sensibilidad, respalda la hipótesis de que la asociatividad ejerce un impacto diferencial y positivo sobre la productividad de las mujeres productoras.

4.2.2. Cultivos de la muestra

Como se señaló anteriormente, diversos estudios sugieren que los efectos de la asociatividad pueden variar según el cultivo, en la medida en que cada cadena productiva difiere en tecnología, exposición al riesgo, horizontes de inversión y condiciones de mercado (Grashuis & Higuchi, 2023; Cavassa, 2022; Bobadilla et al., 2019; Paredes & Fort, 2018). Por ello, antes de presentar las pruebas de robustez orientadas a evaluar si dicha heterogeneidad también está presente en el caso analizado, se caracteriza la estructura productiva de los productores incluidos en el *pool* de datos.

En esa línea, la Tabla 7 reporta los principales cultivos declarados como cultivo principal, distinguiendo por género y condición de asociatividad. En términos generales, se observa un patrón de alta homogeneidad en la canasta productiva: tanto entre hombres como entre mujeres no asociadas, los cultivos predominantes son papa, maíz, café, plátano y palta, que concentran una proporción elevada de productores. Entre los productores asociados se mantiene este esquema, con una mayor presencia relativa del café entre los hombres—que pasa a ocupar el primer lugar—y con el plátano consolidándose entre los cultivos más relevantes; sin embargo, no se aprecia un cambio sustantivo en el conjunto de cultivos dominantes.

Tabla 7. Caracterización de los principales cultivos

Cultivo	No asociados		Asociado	
	Hombre	Mujer	Hombre	Mujer
Papa	28% (Top 1)	30% (Top 1)	16% (Top 2)	26% (Top 1)
Maíz	18% (Top 2)	22% (Top 2)	9% (Top 4)	13% (Top 2)
Café	9% (Top 3)	5% (Top 3)	28% (Top 1)	12% (Top 3)
Plátano	5% (Top 4)	3% (Top 4)	10% (Top 3)	6% (Top 4)
Palta	4% (Top 5)	3% (Top 5)	6% (Top 6)	5% (Top 6)
Proporción de productores que cultivan alguno de los productos listados como el principal	63%	64%	69%	63%
Proporción de productores que cultivan por lo menos unos los productos listados	80%	81%	85%	79%

Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Efectivamente, la muestra está caracterizada por cinco cultivos principales que se repiten de manera consistente a lo largo de los distintos grupos, lo que sugiere que las diferencias de resultados no estarían mecánicamente impulsadas por composiciones productivas completamente distintas. De hecho, los indicadores al pie de la tabla anterior refuerzan esta lectura. En todos los grupos, una fracción mayoritaria de productores reporta como cultivo principal alguno de los productos listados (entre 63% y 69%), y una proporción aún mayor declara cultivar al menos uno de ellos (entre 79% y 85%). Estos patrones confirman que los cultivos identificados capturan una parte sustantiva de la estructura productiva de la muestra.

Desde el punto de vista de la identificación, esta homogeneidad es relevante por dos razones. En primer lugar, sugiere que la decisión de asociarse y el género no presentan una correlación importante con la elección del cultivo. La ausencia de diferencias pronunciadas en la distribución de cultivos entre hombres y mujeres, asociados y no asociados, indica que la elección del cultivo no parece estar sistemáticamente determinada por estas dimensiones, sino más bien por factores estructurales resaltados en la literatura —como las condiciones agroclimáticas, la disponibilidad de tierra, o la infraestructura local— (Amare *et al.*, 2018; Thapa *et al.*, 2020; Ponce, 2020), que se espera influyan de manera relativamente similar sobre los distintos grupos y para las cuales se incorporan controles en la estimación. En segundo lugar, al tratarse de grupos que comparten un mismo núcleo de cultivos predominantes, los efectos estimados pueden interpretarse con mayor claridad como diferencias en el impacto de la asociatividad dentro de un espacio productivo común, y no como el resultado de comparar carteras de cultivos estructuralmente distintas según género o condición de asociatividad.

Sin perjuicio de lo anterior, esta interpretación se pone a prueba incorporando mecanismos explícitos para capturar la heterogeneidad productiva y evaluar la sensibilidad del estimador.

En particular, se analiza cómo cambian la magnitud y la significancia del efecto heterogéneo cuando: (i) se incluyen efectos fijos por cultivo principal, de modo que la comparación se realice entre productores del mismo cultivo; y (ii) se permite que el efecto heterogéneo de la asociatividad varíe entre grupos de cultivos dentro de la muestra, con el fin de identificar patrones específicos por cadena productiva.

En el primer ejercicio, el objetivo es capturar la heterogeneidad asociada al tipo de cultivo principal. Para ello, se amplía el modelo empírico incorporando efectos fijos por cultivo, definidos a partir de los cinco productos predominantes en la muestra —papa, maíz, café, palta y plátano—, junto con dos categorías agregadas para el resto de cultivos, que distinguen entre permanentes y transitorios. Desde el punto de vista econométrico, estos efectos fijos actúan como interceptos específicos por grupo de cultivo y absorben diferencias sistemáticas en tecnología, ciclos productivos y estructuras de costos entre sistemas agrícolas. Con ello, la identificación del efecto heterogéneo se basa en comparaciones entre productores que comparten el mismo cultivo principal, reduciendo el riesgo de atribuir a dicho efecto variaciones que, en realidad, responden a la naturaleza del cultivo. La Tabla 8 resume cómo cambia el estimador del efecto heterogéneo respecto del modelo principal al incorporar estos efectos fijos de cultivo.

Tabla 8. Contraste del modelo principal al incorporar efectos fijos de cultivo

Variable	Translogarítmica	
	Log (productividad) en muestras emparejadas	
Efecto heterogéneo	0.088*** (0.029)	0.083*** (0.029)
Género	-0.223*** (0.021)	-0.224*** (0.021)
Asociatividad	0.090*** (0.015)	0.054*** (0.015)
<i>Efectos fijos de cultivo</i>	No	Sí
R^2	0.53	0.54
<i>Observaciones</i>	49,841	49,841

Nota: Todas las especificaciones incluyen efectos fijos por año y departamento, así como los controles descritos en la sección metodológica. Los resultados completos de las regresiones se reportan en el Anexo 3. Como prueba adicional de robustez, se evaluó si los resultados dependen del mix de cultivos del productor. Para ello, se reestimó la regresión incorporando cinco *dummies* —una por cada uno de los cultivos más frecuentes en la muestra— que toman el valor de 1 si el productor cultiva dicho cultivo (0 en caso contrario). Con ello, además de controlar por diferencias sistemáticas del cultivo principal (vía efectos fijos), se ajusta por variaciones en la canasta productiva (diversificación y combinaciones de cultivos). Bajo esta especificación, el coeficiente mantiene una magnitud similar y conserva su significancia estadística. Desviaciones estándar entre paréntesis. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

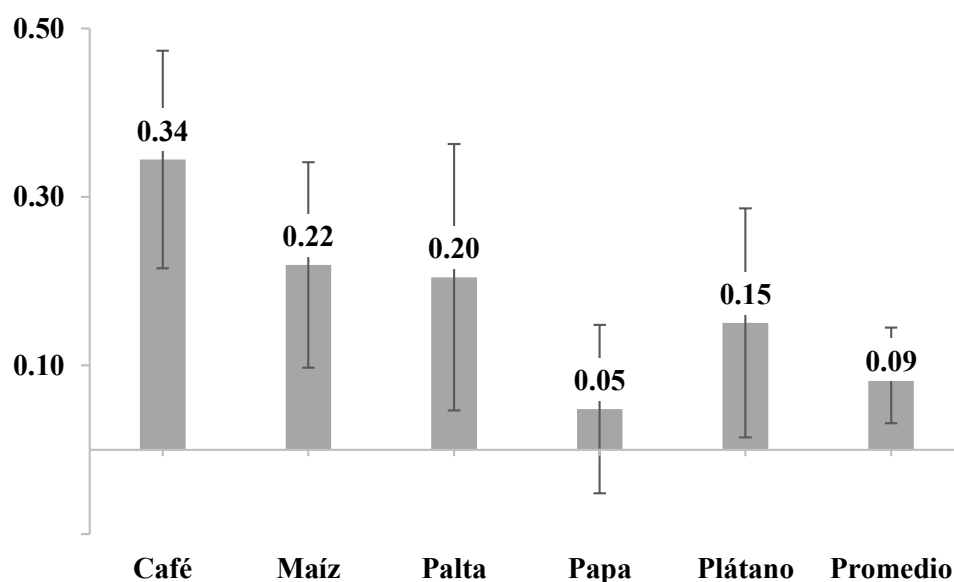
Los resultados muestran que la incorporación de efectos fijos por cultivo apenas altera la magnitud del estimador principal. En el modelo translogarítmico estimado sobre la muestra emparejada mediante PSM, sin efectos fijos de cultivo (columna 1), el coeficiente del efecto heterogéneo es 0.088. Al incluir efectos fijos por cultivo principal y las *dummies* asociadas al mix productivo (columna 2), el coeficiente se reduce marginalmente a 0.083, manteniendo su

significancia estadística. Este patrón sugiere que, incluso cuando la comparación se restringe a productores con el mismo cultivo principal, el efecto heterogéneo de la asociatividad según género sobre la productividad permanece estable y de magnitud similar.

Ahora bien, el segundo ejercicio evalúa de forma directa si el efecto heterogéneo difiere entre grupos de cultivo. Para ello, se estiman modelos análogos a la especificación principal, incorporando interacciones entre el término de efecto heterogéneo y los grupos de cultivo definidos a partir de los cinco productos predominantes en la muestra (ver Tabla 7). En la práctica, esto equivale a permitir que el coeficiente del efecto heterogéneo varíe por cultivo, manteniendo constantes el conjunto de controles, los efectos fijos (año y departamento) y la corrección por emparejamiento mediante PSM. Dado que la base de datos solo cuenta con representatividad estadística hasta el nivel departamental, estos resultados deben interpretarse como evidencia intra-muestra y no como estimaciones poblacionales específicas por cultivo.

En ese marco, la Figura 2 presenta los coeficientes estimados del efecto heterogéneo para cada uno de los cinco cultivos, junto con sus intervalos de confianza al 95%. En términos generales, el efecto se mantiene positivo en todos los casos y resulta estadísticamente significativo en la mayoría, destacando particularmente café, maíz, palta y plátano. En contraste, para papa el intervalo de confianza incluye el cero, lo que sugiere que, en este grupo, el efecto no se distingue estadísticamente de una ausencia de impacto. Este patrón es consistente con la literatura que sostiene que la capacidad de la asociatividad para traducirse en ganancias de productividad depende del contexto productivo específico de cada cultivo (Grashuis & Higuchi, 2023; Cavassa, 2022; Bobadilla *et al.*, 2019; Paredes & Fort, 2018).

Figura 2. Efectos heterogéneos intra-muestra por cultivos



Nota: Como prueba adicional de robustez, se evaluó si los resultados dependen del mix de cultivos del productor. Para ello, se reestimó la regresión incorporando cinco variables dicotómicas —una por cada uno de los cultivos más frecuentes en la muestra— que toman el valor de 1 si el productor cultiva dicho cultivo (y 0 en caso contrario). Esta especificación permite que el efecto varíe según el cultivo principal y, a la vez, controla por diferencias en la composición de la canasta productiva (diversificación y combinaciones de cultivos) entre productores. Bajo esta prueba, los coeficientes de interés se mantienen estables. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

En conjunto, los resultados del segundo ejercicio refuerzan la robustez del hallazgo principal: el efecto agregado se mantiene positivo. Sin embargo, también incorporan un matiz relevante: la magnitud del efecto heterogéneo difiere entre cultivos. En consecuencia, las políticas orientadas a promover la asociatividad deberían incorporar estas heterogeneidades sectoriales en su diseño e implementación. Este punto se retoma más adelante.

4.3. Limitaciones del estudio

Este estudio ofrece una estimación inicial del impacto heterogéneo de la asociatividad sobre la productividad agrícola según el género. Sin embargo, enfrenta limitaciones derivadas de la fuente de información utilizada, las cuales se detallan a continuación.

En primer lugar, la ausencia de una estructura de panel en la ENA impide observar el comportamiento de un mismo grupo de productores a lo largo del tiempo. Esta limitación restringe la capacidad para evaluar cambios en el tiempo y controlar por variables no observadas persistentes.

En segundo lugar, la ENA no proporciona datos georreferenciados a nivel de unidad agropecuaria. Esta carencia impide incorporar medidas espaciales —como la distancia a mercados o centros de acopio— que habrían permitido captar con mayor precisión el grado de integración comercial de los productores, así como las barreras específicas que enfrentan las mujeres en el acceso a mercados y la agregación de valor.

En tercer lugar, el estudio emplea el valor bruto de la producción total como variable de productividad. Esto implica que no se distingue entre el valor destinado al autoconsumo y aquel destinado a la venta. Por tanto, los resultados no recogen específicamente efectos en la productividad vinculada a la generación de ingresos. Explorar este componente requeriría contar con variables adicionales sobre condiciones de comercialización, las cuales no están disponibles en la fuente de información utilizada.

En cuarto lugar, la ENA tiene representatividad estadística a nivel departamental, pero no por cultivo. En ese marco, el efecto heterogéneo estimado —según el cual las mujeres se beneficiarían en mayor medida de la asociatividad que los hombres— no permite inferir con precisión cómo varía dicho impacto entre cultivos a nivel poblacional. Si bien los ejercicios exploratorios realizados sugieren que el efecto seguiría siendo positivo, las magnitudes por cultivo podrían diferir de manera importante y, con ello, sus implicancias de política pública. Esto refuerza la necesidad de futuros estudios con diseños muestrales específicos por cultivo (por ejemplo, a partir de proyectos focalizados por cadena productiva) que permitan recoger esta variabilidad con mayor detalle.

Por último, se observa una reducción progresiva en la cantidad de variables recogidas por la ENA en los años recientes, lo que ha limitado el conjunto de controles disponibles para mantener una especificación común en más de dos años de análisis. Asimismo, algunas variables que serían relevantes para el estudio —como por ejemplo, la participación en proyectos de apoyo productivo o el tamaño de la asociación a la que pertenece un productor— no se encuentran disponibles en la fuente de información empleada.

A pesar de estas limitaciones, se adoptaron medidas para reforzar la validez de los hallazgos, como el uso del PSM —con diferentes algoritmos de emparejamiento—, efectos fijos departamentales y temporales. Sin perjuicio de ello, se recomienda interpretar los resultados como una aproximación robusta, aunque no definitiva, del efecto causal de la asociatividad sobre la productividad agrícola con enfoque de género.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Esta investigación tuvo como propósito evaluar el impacto de la asociatividad en la productividad agrícola en el Perú, con especial énfasis en las diferencias según el género del productor. Se planteó como hipótesis que, si bien la asociatividad tiende a mejorar la productividad en general, su efecto podría variar según el género debido a las brechas estructurales propias de economías emergentes como la peruana. Para examinar esta hipótesis, se utilizaron los microdatos de la ENA correspondientes a los años 2022 y 2023, aplicando un modelo de PSM con controles y efectos fijos, lo que permitió estimar diferencias comparables entre productores asociados y no asociados, desagregadas por género.

Los resultados evidencian que la asociatividad contribuye positivamente al cierre de brechas de productividad. En promedio, una mujer productora presenta un nivel de productividad 22.3% inferior al de los hombres. Por otro lado, la participación en organizaciones se vincula con un aumento promedio del 9.0% en la productividad agropecuaria, manteniendo constantes las demás variables. Además, se observa un efecto diferencial según género: las mujeres asociadas registran un incremento adicional del 8.8% en productividad respecto de las mujeres no asociadas, un efecto mayor al observado en los hombres. Este resultado sugiere que, si bien las mujeres parten de niveles más bajos de productividad, la asociatividad tiene un impacto marginal más elevado en su caso, lo que refleja un mayor retorno proporcional al integrarse a una organización.

Estos resultados son robustos frente a variaciones metodológicas vinculadas con: (i) la posible omisión de variables no observadas, (ii) la especificidad del algoritmo de emparejamiento y (iii) la magnitud de los *calipers* o *bandwidths* aplicados. Se probaron distintos algoritmos de emparejamiento —*radius matching* (modelo principal), *nearest neighbor* y *kernel matching*—, y se utilizaron diferentes valores de proximidad (0.001 y 0.05). En todas las combinaciones, los resultados se mantuvieron consistentes y significativos. Además, los índices de sensibilidad de *Rosenbaum Bounds* —superiores al 130% en todas las especificaciones— confirman la solidez de los hallazgos ante la posible existencia de variables no observadas.

El efecto diferenciado puede explicarse por una serie de mecanismos estructurales que la asociatividad contribuye a aliviar. En primer lugar, respecto al acceso a recursos productivos, las mujeres enfrentan mayores restricciones para obtener tierra, crédito, tecnología e insumos. La asociatividad ayuda a reducir estas barreras mediante esquemas de compras colectivas, uso compartido de activos y acceso más equitativo a servicios productivos (Fletschner & Kenney, 2011; Markelova *et al.*, 2009; Silva-Jiménez *et al.*, 2020). En segundo lugar, en cuanto al capital humano, la participación en organizaciones facilita la inclusión de las mujeres en espacios de aprendizaje e intercambio de información técnica, lo que puede generar mejoras sustanciales en su productividad al partir de una base más rezagada (Birkhaeuser, Evenson & Feder, 1991; Lecoutere, 2017; Nikolic *et al.*, 2023). En tercer lugar, en el ámbito comercial, la asociatividad mejora el acceso a canales más estables y rentables, permitiendo a las productoras —con menor poder de negociación individual— vincularse a mercados más exigentes, comercializar de forma conjunta y agregar valor a sus productos (Markelova *et al.*, 2009; Blekking *et al.*, 2021; Abraham *et al.*, 2022). Finalmente, en cuanto a la conciliación de

responsabilidades familiares y laborales, las asociaciones ofrecen arreglos organizativos más flexibles, que pueden adaptarse mejor a las necesidades de las mujeres y facilitar su permanencia en actividades productivas (Croppenstedt, Goldstein & Rosas, 2013; Agarwal & Singh, 2010; Guerrero *et al.*, 2019).

En conjunto, estos mecanismos ayudan a entender por qué la asociatividad puede generar retornos marginales más altos para las mujeres, aunque sus condiciones estructurales sigan limitando el aprovechamiento pleno de esos beneficios. En ese sentido, la robustez de los resultados permite concluir que la asociatividad puede operar como un mecanismo de cierre de brechas, al generar retornos más altos para quienes enfrentan mayores restricciones estructurales. Sin embargo, la mayor ganancia relativa no implica que las mujeres logren superar completamente las desigualdades de partida. Más bien, indica que cuando las condiciones permiten su participación efectiva, las productoras logran convertir la asociatividad en una vía de impulso productivo con efectos significativos. Una línea valiosa para estudios futuros sería explorar, mediante datos de panel, si estos efectos se mantienen en el tiempo o si el retorno marginal de la asociatividad tiende a disminuir conforme avanza el tiempo desde la incorporación a una organización.

En paralelo, los ejercicios intra-muestra por cultivo confirman lo que sugiere la literatura respecto a que los retornos de la asociatividad dependen del contexto productivo específico de cada sistema agrícola (Grashuis & Higuchi, 2023; Cavassa, 2022; Bobadilla *et al.*, 2019; Paredes & Fort, 2018). Si bien el efecto agregado de la asociatividad se mantiene robusto al controlar por el tipo de cultivo, se observan diferencias en la intensidad del impacto entre los principales productos analizados —papa, maíz, café, palta y plátano—. Ello refuerza la importancia de que las políticas públicas de promoción de la asociatividad no se conciban como intervenciones homogéneas, sino que incorporen componentes diferenciados por cultivo y cadena de valor, apoyándose en diagnósticos caso por caso que permitan adaptar los instrumentos de asistencia técnica, financiamiento y articulación comercial a las particularidades de cada sistema productivo.

Finalmente, la estimación de un impacto positivo de la asociatividad en mujeres asociadas —a pesar de las desigualdades estructurales que enfrentan— refuerza la necesidad de incorporar enfoques interseccionales en la evaluación de políticas productivas. En esa línea, los resultados de esta investigación permiten identificar oportunidades para orientar las políticas de promoción de la asociatividad en el sector agrícola, especialmente desde una perspectiva de equidad de género. Si bien se confirma que la asociatividad tiene un impacto positivo en la productividad, también se advierte que las condiciones de partida influyen significativamente en la magnitud de los beneficios que obtienen los distintos grupos de productores. Por tanto, las políticas deben no solo promover la afiliación a organizaciones, sino también garantizar que dicha afiliación se traduzca efectivamente en mejoras sostenidas para los grupos rezagados, como las mujeres.

Asimismo, dado que las mujeres se benefician proporcionalmente más de la asociatividad una vez que acceden a ella, pero enfrentan mayores barreras para participar plenamente, se recomienda incorporar componentes específicos de género en las intervenciones dirigidas a

fortalecer organizaciones agrarias. Esto puede incluir cuotas de participación en órganos directivos, sesiones de capacitación adaptadas a horarios y necesidades de las productoras, o incentivos para organizaciones de productores que integren activamente a mujeres en roles estratégicos. Estas medidas no implican segmentar el apoyo, sino asegurar que el entorno institucional sea más equitativo y funcional para todos sus miembros.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abate, G. T., Francesconi, G. N., & Getnet, K. (2014). Impact of agricultural cooperatives on smallholders' technical efficiency: Empirical evidence from Ethiopia. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 257–286. <https://doi.org/10.1111/apce.12035>
- Abdallah Ali, M., Mughal, M., & Chhorn, D. (2021). Empowering Women through Microfinance in Djibouti. *Transitions Energétiques et Environnementales*. <https://doi.org/10.1111/rode.13091>
- Abebaw, D., & Haile, M. G. (2013). The impact of cooperatives on agricultural technology adoption: Empirical evidence from Ethiopia. *Food Policy*, 82–91. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2012.10.003>
- Abraham, M., Joshi, E., Verteramo, L., & Ilahi, M. (2022). Aggregation models and small farm commercialization – A scoping review of the global literature. *Food Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2022.102299>
- Adefila, A. O., Ajayi, O. O., Toromade, A. S., & Sam-Bulya, N. J. (2024). A sociological review of gender equity in agricultural development: Global trends and lessons for U.S. policy. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 15–30. <https://doi.org/10.51594/ijarss.v6i11.1694>
- Adjin, K., Goundan, A., & Henning, C. (2020). Estimating the impact of agricultural cooperatives in Senegal: Propensity score matching and endogenous switching regression analysis. *Working Papers of Agricultural Policy*. <https://ideas.repec.org/p/zbw/cauapw/wp202010.html>
- Adu Boahen, E., Boateng Dankwah, J., & Berko, D. (2024). Understanding the gender gap in productivity in agricultural production among smallholder cereal growers in rural Ghana. *Cogent Economics & Finance*, Taylor & Francis Journals. <https://doi.org/10.1080/23322039.2024.2318979>
- Agarwal, M., & Singh, A. (2010). Perceptions of organizational support and job security among managers in a downsizing private sector firm. *Journal of Global Information and Business Strategy* (J-GIBS), 14-23. https://www.researchgate.net/publication/258108795_10_Agarwal_M_Singh_A_2010_Perceptions_of_organizational_support_and_job_security_among_managers_in_a_downsizing_private_sector_firm_Journal_of_Global_Information_and_Business_Strategy_J-GIBS_1_pp14-23
- Ahmed, M. H., & Mesfin, H. M. (2017). The impact of agricultural cooperatives membership on the wellbeing of smallholder farmers: Empirical evidence from eastern Ethiopia. *Agricultural and Food Economics*. doi:10.1186/s40100-017-0075-z
- Amare, M., Mavrotas, G., & Edeh, H. (2018). Farmers' Crop Choice Decisions: Trends and Determinants in Nigeria and Uganda. *Development Strategy and Governance Division*

| International Food Policy Research Institute. <https://www.fao.org/family-farming/detail/en/c/1111244/>

- Ames, A. (2022). Series de la Escuela de Gestión Pública de la Universidad del Pacífico. Evidencia para una nueva Gestión Pública 2021-Nº2. X. Perú: Escuela de Gestión Pública de la Universidad del Pacífico.
- Anderson, C., Reynolds, T., Biscaye, P., Patwardhan, V., & Schmidt, C. (2021). Economic benefits of empowering women in agriculture: Assumptions and evidence. *The Journal of Development Studies*, 193-208. doi:10.1080/00220388.2020.1769071
- Asiseh, F., Baffoe-Bonnie, A., Ng'ombe, J. N., & Quaicoe, O. (2024). Small farms in North Carolina, United States: Analyzing farm and operator characteristics in the pursuit of economic resilience and sustainability. *Applied Economic Perspectives and Policy*. <https://doi.org/10.1002/aep.13392>
- Baland, J.-M., & Platteau, J.-P. (2000). Halting degradation of natural resources: Is there a role for rural communities? Clarendon Press. <https://doi.org/10.1093/0198290616.001.0001>
- Banco Mundial. (2017). Tomando impulso en la agricultura peruana: oportunidades para aumentar la productividad y mejorar la competitividad del sector. Washington, D. C. https://grade.org.pe/wp-content/uploads/RF_ME_BM_2017.pdf
- Banco Mundial. (2022). Gender Gaps in Agriculture Productivity and Public Spending in Nigeria. World Bank Group - Nigeria Gender Innovation Lab. <https://doi.org/10.1596/40392>
- Beattie, B., & Taylor, C. (1985). *The Economics of Production*. John Wiley & Sons.
- Belloumi, M., & Matoussi, M. S. (2009). Measuring Agricultural Productivity Growth in MENA Countries. *Journal of Development and Agricultural Economics*, 103–113. https://www.researchgate.net/publication/283288274_Measuring_Agricultural_Productivity_Growth_in_MENA_Countries
- Benson, A., & Zamora Duque, A. (2023). Dinámicas y determinantes del fortalecimiento de la asociatividad rural: el caso de Colombia. Congreso Internacional Desarrollo Rural CIDR 2023. <https://doi.org/10.5209/reve.85555>
- Bernard, T., & Spielman, D. J. (2009). Reaching the rural poor through rural producer organizations? A study of agricultural marketing cooperatives in Ethiopia. *Food Policy*, 60-69. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2008.08.001>
- BID. (2025). Agricultural Productivity in Latin America and the Caribbean: What We Know and Where We Are Heading. <http://dx.doi.org/10.18235/0013802>
- Birkhaeuser, D., Evenson, R. E., & Feder, G. (1991). The Economic Impact of Agricultural Extension: A Review. *Economic Development and Cultural Change*, 607–650. doi:10.1086/451893

- Blekking, J., Gatti, N., Waldman, K., Evans, T., & Baylis, K. (2021). The benefits and limitations of agricultural input cooperatives in Zambia. (146). doi:10.1016/j.worlddev.2021.105616
- Bobadilla, P., Puente de la Vega, M., & 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. <https://doi.org/10.18800/debatesensociologia.201901.003>
- Bravo-Ortega, C. (2021). Productivity in the Agricultural Sector: A Global Outlook from a Latin American Perspective. *International Journal of Agriculture and Natural Resources*, 48(3), 288-302. doi:10.7764/ijanr.v48i3.2341
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some Practical Guidance for the Implementation of Propensity Score. *Journal of Economic Surveys*, 31-72. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x>
- Cavassa del Carpio, M. (2022). El rol de la asociatividad en el desarrollo de la agricultura orgánica certificada: El caso de los productores de café, cacao y banano en el Perú. Tesis de licenciatura, Pontificia Universidad Católica del Perú. <http://hdl.handle.net/20.500.12404/21969>
- Chagwiza, C., Muradian, R., & Ruben, R. (2016). Cooperative membership and dairy performance among smallholders in Ethiopia. *Food Policy*, 165–173. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2016.01.008>
- Chete, O. B. (2019). Gender and agricultural practice in developing countries: Literature review. *South Asian Journal of Social Studies and Economics*, 1–9. doi:10.9734/sajsse/2019/v5i230142
- Christensen, L. R., Jorgenson, D. W., & Lau, L. J. (1973). Transcendental logarithmic production frontiers. *The Review of Economics and Statistics*. <https://doi.org/10.2307/1927992>
- Coronado, F. (2015). Indicadores de Productividad y Competitividad Regional Relacionados al Agro. (P. U. Perú, Ed.) CENTRUM Católica Graduate Business School. <http://dx.doi.org/10.7835/ccwp-2015-07-0006>
- Croppenstedt, A., Goldstein, M., & Rosas, N. (2013). Gender and agriculture: inefficiencies, segregation, and low productivity traps. *Research Papers in Economics*. doi:10.1093/wbro/lks024
- Da Silva, G., Gomes, G. E., Gazzola, R., Wander, A. E., & Souza, R. d. (2009). A parametric approach for evaluating the technical efficiency of the brazilian agricultural sector. *The Industrial Engineering and the Sustainable Development: Integrating Technology and Management*, 12. <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/alice/bitstream/doc/661472/1/A-parametric-approach-for-evaluating.pdf>

- De la O Campos, A., Covarrubias, K., & Patron, A. (2016). How does the choice of gender indicator affect the analysis of gender differences in agricultural productivity? Evidence from Uganda. *World Development*, 17-33. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2015.08.008>
- De Roest, K., Ferrari, P., & Knickel, K. (2017). Specialisation and economies of scale or diversification and economies of scope? Assessing different agricultural development pathways. *Journal Of Rural Studies*, 222-231. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2017.04.013>
- Del Pozo, C. (2017). Brechas de género en la agricultura peruana. *Economía y sociedad*, 39-44. https://cies.org.pe/wp-content/uploads/2017/10/brechas_de_genero_en_la_agricultura_peruana_-_cesar_del_pozo_-_unlp_cbc.pdf
- Del Pozo, C. (2019). Estimación de la relación empírica entre el acceso a infraestructura de riego y la productividad de las unidades agrícolas en el Perú. Lima: Consorcio de investigación económica y social. https://cies.org.pe/wp-content/uploads/2021/06/estimacion_de_la_relacion_entre_el_acceso_a_infraestructura_de_riego_y_la_productividad_de_unidades_agricolas_en_el_peru.pdf
- Donovan, J., Blare, T., & Poole, N. (2017). Stuck in a rut: Emerging cocoa cooperatives in Peru and the factors that influence their performance. *International Journal of Agricultural Sustainability*, 169-184. <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/14735903.2017.1286831>
- Doss, C. (2018). Women and agricultural productivity: Reframing the Issues. *Development Policy Review*, 35-50. <https://doi.org/10.1111/dpr.12243>
- Douglas, P. H. (1976). The Cobb-Douglas production function once again: Its history, its testing, and some new empirical values. *Journal of Political Economy*, 903-915. doi:10.1086/260489
- Durand, J., Urrutia, J., Yon, & Carmen. (2016). Perú: el problema agrario en debate. SEPIA XVI, págs. 243-295. <https://sepia.org.pe/publicaciones/peru-el-problema-agrario-en-debate-sepia-xvi-arequipa2015/>
- Escobal, J., Fort, R., & Zegarra, E. (2015). Agricultura Peruana, Nuevas Miradas desde el Censo Agropecuario. In *Agricultura peruana: nuevas miradas desde el Censo Agropecuario*. https://www.grade.org.pe/wp-content/uploads/LIBROGRADE_CENAGRO.pdf
- Fair Trade USA. (2021). Gender Equity and Women's Empowerment. <https://www.fairtradecertified.org/wp-content/uploads/2023/03/Gender-Equality-and-Womens-Empowerment-Report-Fair-Trade-USA.pdf>

- FAO. (2001). Agricultural investment and productivity in developing countries (Economic and Social Development Paper No. 148). Food and Agriculture Organization of the United Nations. <https://www.fao.org/4/x9447e/x9447e.pdf?>
- FAO. (2011). The state of food and agriculture - Women in agriculture, closing the gender gap for development. Roma, Italia: Food and Agriculture Organization of the United Nations. <https://www.fao.org/4/i2050e/i2050e.pdf>
- FAO. (2017). Productivity and Efficiency Measurement in Agriculture: Literature Review and Gaps Analysis. <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/dcd4edfc-f7d5-4872-8996-5612c87446d6/content>
- FAO. (2023). La situación de las mujeres en los sistemas agroalimentarios - Panorama general. Roma. <https://doi.org/10.4060/cc5060es>
- FAO. (2024). Gender gap in agricultural labour productivity: A cross-country comparison. Roma. <https://doi.org/10.4060/cc9118en>
- Fischer, E., & Qaim, M. (2011). Linking smallholders to markets: Determinants and impacts of farmer collective action in Kenya. *World Development*, 1255–1268. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2011.11.018>
- Fletschner, D., & Kenney, L. (2011). Rural women's access to financial services: Credit, savings, and insurance. *ESA Working Papers* 289014. <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/3be01019-4565-45a7-82ef-840d779ca2e6/content>
- Foster, A. D., & Rosenzweig, M. R. (1995). Learning by Doing and Learning from Others: Human Capital and Technical Change in Agriculture. *Journal of Political Economy*. <https://www.jstor.org/stable/2138708>
- Fuentes, D., & Wiig, H. (2009). Closing the gender land gap: The Effects of Land-titling for Women in Peru. Norwegian Institute for Urban and Regional Research. <https://oda.oslomet.no/oda-xmlui/bitstream/handle/20.500.12199/2532/2009-120.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Gadissa, B. (2023). Determinants of Women Farmers' Access to Agricultural Extension Services in Ethiopia: A Review. *Oromia Agricultural Research Institute*. doi:10.11648/j.advances.20230402.12
- Galarza, F., & Díaz, G. (2015). Productividad total de factores en la agricultura peruana: estimación y determinantes. *Economía*, XXXVIII(76), 77-116. <https://doi.org/10.18800/economia.201502.003>
- Gejabo, M. T. (2016). Agricultural Cooperatives and Rural Women's Access to Livelihood Capitals, the Case of Garagodo and Hembecho Cooperatives, Wolaita Zone, Southern Ethiopia. *Global Journal of Human-Social Science*, 27–33. <https://socialscienceresearch.org/index.php/GJHSS/article/view/101254>

- Gertler, P., Martinez, S., Rawlings, L. B., Premand, P., & Vermeersch, C. M. (2016). La evaluación de impacto en la práctica: Segunda edición. Banco Mundial. <http://dx.doi.org/10.18235/0006529>
- Gordeev, S. (2024). Nutrition Demand, Subsistence Farming, and Agricultural Productivity. <https://sgordeev.com/Nutrition%20Demand,%20Subsistence%20Farming,%20and%20Agricultural%20Productivity.pdf>
- Granovetter, M. (1978). Threshold models of collective behavior. *American Journal of Sociology*, 1420–1443. <https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/226707>
- Grashuis, J., & Higuchi, A. (2023). Cooperatives as instruments of smallholder development: Evidence from banana, cocoa, coffee, and palm oil producers in Peru. *Journal of Agriculture and Rural Development in the Tropics and Subtropics (JARTS)*, 137-148. <https://doi.org/10.17170/kobra-202311028940>
- Grashuis, J., & Skevas, T. (2023). What is the benefit of membership in farm producer organizations? The case of coffee producers in Peru. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 423–443. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/apce.12390>
- Grashuis, J., & Su, Y. (2019). A review of the empirical literature on farmer cooperatives: Performance, ownership and governance, finance, and member attitude. *Annals of Public and Cooperative Economics*, 77–102. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/apce.12205>
- Guerrero, G. M., Fernández Darraz, M. C., & Troncoso Arcos, J. (2019). Mujeres rurales y acción productiva para la autonomía. *Revista mexicana de sociología*. <https://doi.org/10.22201/iis.01882503p.2019.4.57976>
- Heady, E., & Dillon, J. (1961). *Agricultural Production Functions*. Iowa State University Press.
- IFC. (2010). Evaluating de impact on farm households: a multicomponent irrigation program in Perú. Washington DC: The International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank. <https://ieg.worldbankgroup.org/sites/default/files/Data/reports/peruie.pdf>
- INEI & Midagri. (2023). Principales resultados - Pequeñas y medianas unidades agropecuarias 2014-2019 y 2021-2022. Perú. https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1912/1ibro.pdf
- INEI. (2024). Principales Resultados de la Encuesta Nacional Agropecuaria (ENA) (2018, 2019, 2022 y 2023). Perú. <https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/7176575/6152298-productores-agropecuarios-principales-resultados-de-la-encuesta-nacional-agropecuaria-ena-2018-2019-2022-y-2023.pdf?v=1731532580>

- INIA. (2016). Guía metodológica para la transferencia de tecnología agraria. Instituto Nacional de Innovación Agraria (INIA) del Ministerio de Agricultura y Riego (MINAGRI). <https://repositorio.inia.gob.pe/handle/20.500.12955/479>
- Javier, E. (2000). The role of public infrastructure in market development in rural Perú. Lima: GRADE. <https://www.grade.org.pe/upload/publicaciones/archivo/download/pubs/LIBROGRADETHEROLEPUBLICINFRAESTRUCTURE.pdf>
- Jones, A. (2017). On-Farm Crop Species Richness Is Associated with Household Diet Diversity and Quality in Subsistence- and Market-Oriented Farming Households in Malawi. *The Journal of Nutrition*, 86–96. <https://doi.org/10.3945/jn.116.235879>
- Julien, J., Bravo-Ureta, B., & Rada, N. (Abril de 2019). Assessing farm performance by size in Malawi, Tanzania, and Uganda. *Food Policy*, 153-164. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2018.03.016>.
- Kámiche, J., & Bravo-Ureta, B. (2018). Are users of market information efficient? A stochastic production frontier model corrected by sample selection. *International Association of Agricultural Economists*. doi:10.22004/ag.econ.275870
- Kashiwagi, K. (2020). The Impact of Agricultural Cooperatives on Efficiency and Productivity: Evidence from Olive-growing Farms in West Bank of Palestine. *New Medit*, 21–42. doi:10.30682/nm2003b
- Kumbhakar, S. C., & Lovell, C. A. (2000). *Stochastic frontier analysis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139174411>
- Lachaud, M., Bravo-Ureta, B., & Ludena, C. (Noviembre de 2022). Economic effects of climate change on agricultural production and productivity in Latin America and the Caribbean (LAC). *Agricultural Economics*, 53(2), 321-332. <https://doi.org/10.1111/agec.12682>
- Lecoutere, E., Spielman, D. J., & Van Campenhout, B. (2023). Empowering women through targeting information or role models: Evidence from an experiment in agricultural extension in Uganda. *World Development*. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2023.106240>
- Ma, W., & Abdulai, A. (2016). Does cooperative membership improve household welfare? Evidence from apple farmers in China. *Food Policy*, 94–102. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306919215001396?>
- Ma, W., Hong, S., Reed, R., Duan, J., & Luu, P. (31 de julio de 2022). Yield effects of agricultural cooperativemembership in developing countries: a meta-analysis. (94), 761 - 780. *Annals of Public and Cooperative Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2015.12.002>
- Maharjan, K., & Fradejas, C. (2006). Role of Cooperative in Improving Accessibility to Production Resources and Household Economy of Backyard Pig Raisers in Batangas,

- Philippines. Annual Meeting International Association of Agricultural Economists. https://www.researchgate.net/publication/23511660_Role_of_Cooperative_in_Improving_Accessibility_to_Production_Resources_and_Household_Economy_of_Backyard_Pig_Raisers_in_Batangas_Philippines
- Mahbubur, R., Oksana, L., & Raghav, P. (2017). Why is Agricultural Productivity So Low in Poor Countries? The Case of India. <https://ideas.repec.org/p/red/sed018/1305.html>
- Manda, J., Khonje, M. G., Alene, A. D., Tufa, A. H., Abdoulaye, T., Mutenje, M. ., & Manyong, V. (2020). Does cooperative membership increase and accelerate agricultural technology adoption? Empirical evidence from Zambia. *Technological Forecasting and Social Change*, 120-160. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120160>
- Markelova, Meinzen, Hellin, & Dohrn. (2009). Collective action for smallholder market access. *Food Policy*, 1-7. <https://doi.org/10.1016/j.foodpol.2008.10.001>
- Matshe, I., Zikhali, P., & Chilonda, P. (2012). Education and agricultural inputs use by female farmers in Zimbabwe. *Agenda*, 96-110.
- Midagri. (2023). Reflexiones y desafíos sobre la mujer agraria en el Perú. Lima: Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego. Dirección General de Políticas Agrarias | Dirección de Estudios Económicos. <https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/5490323/3847423-reflexiones-y-desafios-sobre-la-mujer-agraria-en-el-peru.pdf?v=1701180357>
- MIMP. (2023). Perú: Brechas de Género, 2023: Avances hacia la igualdad de mujeres y hombres. <https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/5841958/5181683-peru-brechas-de-genero-2023-avances-hacia-la-igualdad-de-mujeres-y-hombres.pdf?v=1711049380>
- Mobarok, M., Skevas, T., Thompson, & W. (2021). Women's empowerment in agriculture and productivity change: The case of Bangladesh rice farms. *PLOS ONE*, 1-21.
- Mojo, D., Fischer, C., & Degefa, T. (2017). The determinants and economic impacts of membership in coffee farmer cooperatives: recent evidence from rural Ethiopia. *Journal of Rural Studies*, 84-94.
- Namubiru-Mwaura, E. (2014). Land tenure and gender: approaches and challenges for strengthening rural women's land rights. *Women's Voice, Agency, and Participation Research Series*, World Bank Group.
- Nikolic, M., Vuckovic, D., & Mihailovic, N. (2023). Cooperation between agricultural extension services and cooperatives - the state and possibilities. *Journal of Agricultural Sciences Belgrade*, 363-376.
- Obisesan, A., & Awolala, D. (2021). Crop diversification, productivity, and dietary diversity: A gender perspective. *Review of Agricultural and Applied Economics*, 98-108.

- Ojo, C., Bila, Y., & Iheanacho, A. (2012). Resource Accessibility and Productivity among Women Crop Farmers in Borno State, Nigeria. *Asian journal of agriculture and rural development*, 480-486.
- Ojo, T. O., & Baiyegunhi, L. J. (2023). Gender differentials on productivity of rice farmers in southwestern Nigeria: An Oaxaca-Blinder decomposition approach. *Heliyon*.
- Oliver, P. E. (1993). Formal models of collective action. *Annual Review of Sociology*, 271–300.
<https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev.so.19.080193.001415>
- Oliver, P., Marwell, G., & Teixeira, R. (1985). A theory of the critical mass. I. Interdependence, group heterogeneity, and the production of collective action. *American Journal of Sociology*, 522–556. <https://www.journals.uchicago.edu/doi/10.1086/228313>
- Olson, M. (1965). *The logic of collective action: Public goods and the theory of groups*. Harvard University Press. <https://www.jstor.org/stable/j.ctvj3ts>
- ONU. (13 de abril de 2023). La desigualdad de género en alimentación y agricultura cuestan al mundo un billón de dólares. <https://news.un.org/es/story/2023/04/1520097>
- Ostrom, E. (1990). *Governing the commons: The evolution of institutions for collective action*. Cambridge University Press. https://www.actu-environnement.com/media/pdf/ostrom_1990.pdf
- Palacios-Lopez., A., & Lopez, R. (2014). gender Differences in Agricultural Productivity: The Role of Market Imperfections. *Research Papers in Economics*.
- Patra, M., Samal, P., & Panda, A. K. (2018). Constraints and opportunities for women in agriculture in India. *Journal of Pharmacognosy and Phytochemistry*, 2092-2096.
- Penot, E., Chambon, B., & Myint, T. (2021). Economic calculations for assessing agricultural systems. Cost benefit analysis and farm level real budget analysis doc de travail Manual adapted to GRO VF-economic analysis. Affiliation: Cirad - La recherche agronomique pour le développement.
- Ponce, C. (2020). Intra-seasonal climate variability and crop diversification strategies in the Peruvian Andes: A word of caution on the sustainability of adaptation to climate change. *World Development*.
<https://ideas.repec.org/a/eee/wdevel/v127y2020ics0305750x19303894.html>
- Quisumbing, A. R. (2024). From bargaining power to empowerment: Measuring the unmeasurable. *Conferencia Internacional de Economistas Agrícolas (ICAE 2024)*.
- Ragasa, C., Berhane, G., Tadesse, F., & Taffesse, A. (2013). Gender differences in access to extension services and agricultural productivity. *The Journal of Agricultural Education and Extension*, 437-468.

- Raji, E., Ignatius, T., & Gloria, O. (2024). Improving agricultural practices and productivity through extension services and innovative training programs. *International Journal of Applied Research in Social Sciences*, 1297-1309.
- Riney-Kehrberg, P. (2024). Women in Agriculture. *The Oxford Handbook of Agricultural History*, Oxford Handbooks, 146–158.
- Rodgers, Y., & Akram-Lodhi, H. (2019). The gender gap in agricultural productivity in sub-Saharan Africa: causes, costs, and solutions. *Policy Brief No. 11*.
- Rosenbaum, P. (2005). Observational Studies. *Encyclopedia of Social Measurement*, 913-918.
- Rufino, L., & Sánchez, C. (2023). Gender dimensions of agricultural ethics. *Burleigh Dodds Series in Agricultural Science*, 47-64.
- Sarris, Savastano, & Christiaensen. (2006). Agriculture and poverty in commodity dependent African countries - A rural household perspective from the United Republic of Tanzania. FAO - Commodities and trade. <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/dc4d0f1c-5f94-4978-bc82-95d133c7fd42/content>
- Schling, M., Saenz Somarriba, M., & Mattos, J. d. (Mayo de 2024). Land regularization and technical efficiency in agricultural production: An empirical study in Andean Countries. <https://doi.org/10.18235/0012945>
- Sell, M., Bäckman, S., TettehAnang, B., & Niemi, J. (2018). The unequal efficiency gap: Key factors influencing women farmer's efficiency in Uganda. *Cogent Food & Agriculture*.
- Silva-Jiménez, Y. P., Durán, C. A., Concha, C. M., & Otero, J. D. (2020). Successful experiences of associativity: A case of empowerment of rural women and gender equity in agricultural value chains. *Universidad del Cauca*.
- Sinha, J., Jha, R. K., Vibha Rani, K., Punam Pallavi, K., Kumari, S., & Kumari, A. (2023). Empowering Women Farmers Through Drudgery Reduction and Nutritional Diversity: A KVK, Nalanda-ICAR (Government of India) Initiative. *Women Farmers: Unheard Being Heard*, 159–168.
- Solow, R. (1957). Technical Change and the Aggregate Production Function. *The Review of Economics and Statistics*, Vol. 39, No. 3 .
- Strawiński, P. (2012). Dynamic Caliper Matching. *Central European Journal of Economic Modelling and Econometrics*.
- Suárez Pineda, M., & Suárez Pineda, L. (2017). El conocimiento, determinante en procesos de asociatividad: una experiencia en conformación de redes empresariales. *Revista Encuentros*, 88.
- Tello, M. D. (2015). Cerrando brechas de género en el campo. Limitantes de la productividad laboral de mujeres emprendedoras agropecuarias en el Perú: un análisis regional. <https://repositorio.pucp.edu.pe/items/6d824d38-d511-48b9-88d4-2ab3b08f2c93>

- Thapa, B., & Rahman, T. (2020). Multi-level determinants of crop choice to water stress in smallholder irrigation system of Central Nepal. *Climate and Development*. <https://agencyfordevelopment.org/wp-content/uploads/2023/10/Crop-Choice.pdf>
- Twumasi, M., Jiang, Y., Addai, B. D., & Chandio, A. A. (2021). The impact of cooperative membership on fish farm households' income: The case of Ghana. *Sustainability*, 13(3).
- Umali-Deininger, D. (1997). Public and Private Agricultural Extension: Partners or Rivals? . *The World Bank Research Observer*, 203–224.
- Valdiglesias, J. (2024). Asociatividad de pequeños agricultores y exportación en la región peruana de Cajamarca. *Apuntes. Revista De Ciencias Sociales*.
- Van der Meulen Rodgers, Y. (2018). The cost of the gender gap in agricultural productivity: five African countries. *UN Women Africa and the Poverty-Environment Initiative of the United Nations*.
- Verhofstadt, E., & Maertens, M. (2015). Can agricultural cooperatives reduce poverty? Heterogeneous impact of cooperative membership on farmers' welfare in Rwanda. *Applied Economic Perspectives and Policy*, 86–106. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1093/aepp/ppu021>
- 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., & 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*. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101288>
- Woolridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. The MIT Press. <https://ipc.id.org/evaluation/apoio/Wooldridge%20-%20Cross-section%20and%20Panel%20Data.pdf>
- Wossen, T., Abdoulaye, T., Alene, A., Haile, M. G., Feleke, S., Olanrewaju, A., & Manyong, V. (2017). Impacts of extension access and cooperative membership on technology adoption and household welfare. *Journal of Rural Studies*, 223–233. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2017.06.022>
- Wu, F., Guo, X., & Guo, X. (2023). The impact of cooperative membership on family farms' income: evidence from China. *Applied Economics*, 1-18. <https://doi.org/10.1080/00036846.2022.2159009>
- 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*, 141-160. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8381.2010.02033.x>

Zheng, 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*. doi: <https://doi.org/10.1093/ajae/aay104>

ANEXOS

Anexo 1. Resultados de las regresiones secundarias y principales

Variables	Cobb-Douglas		Translogarítmica	
	Log(productividad)			
	Muestra sin emparejar	Muestra emparejada (PSM)	Muestra sin emparejar	Muestra emparejada (PSM)
Efecto heterogéneo	0.091* (0.054)	0.112*** (0.030)	0.035 (0.054)	0.088*** (0.029)
Género	-0.280*** (0.015)	-0.292*** (0.022)	-0.229*** (0.015)	-0.223*** (0.021)
Asociatividad	0.078*** (0.027)	0.117*** (0.015)	0.112*** (0.026)	0.090*** (0.015)
Asistencia técnica	0.349*** (0.031)	0.260*** (0.021)	0.312*** (0.031)	0.193*** (0.020)
Capacitación	0.078*** (0.025)	0.099*** (0.018)	0.068*** (0.025)	0.096*** (0.017)
Educación básica	0.097*** (0.024)	0.121*** (0.039)	0.187*** (0.024)	0.196*** (0.037)
Educación secundaria	0.196*** (0.027)	0.170*** (0.040)	0.337*** (0.026)	0.221*** (0.038)
Educación superior	0.102*** (0.032)	0.073* (0.042)	0.215*** (0.031)	0.068* (0.040)
Edad	-0.007*** (0.000)	-0.005*** (0.001)	-0.003*** (0.000)	-0.004*** (0.000)
Etnia	0.323*** (0.016)	0.311*** (0.017)	0.583*** (0.014)	0.278*** (0.016)
Especialización	0.109*** (0.013)	0.146*** (0.013)	0.078*** (0.013)	0.108*** (0.013)
Log (gasto en capital)	0.054*** (0.004)	0.443*** (0.006)	0.085*** (0.020)	0.062*** (0.016)
Log (gasto en fuerza laboral)	0.192*** (0.002)	0.044*** (0.003)	-0.146*** (0.006)	-0.121*** (0.006)
Log (superficie agrícola)	0.490*** (0.005)	0.443*** (0.006)	0.396*** (0.008)	0.567*** (0.010)
Log (gasto en capital) ²			0.003 (0.003)	0.001 (0.002)
Log (gasto en fuerza laboral) ²			0.041*** (0.001)	0.036*** (0.001)
Log (superficie agrícola) ²			-0.088*** (0.003)	-0.122*** (0.003)
Log (gasto en capital) × Log (gasto en fuerza laboral)			-0.011*** (0.001)	-0.008*** (0.001)
Log (gasto en capital) × Log (superficie agrícola)			0.009*** (0.004)	0.010*** (0.003)
Log (gasto en fuerza laboral) × Log (superficie agrícola)			0.015*** (0.002)	0.015*** (0.002)
Latitud	0.095*** (0.011)	0.181*** (0.011)	-0.033*** (0.003)	0.161*** (0.010)
Longitud	-0.154*** (0.011)	-0.144*** (0.012)	-0.061*** (0.004)	-0.120*** (0.011)

Variables	Cobb-Douglas		Translogarítmica	
	Log(productividad)			
	Muestra sin emparejar	Muestra emparejada (PSM)	Muestra sin emparejar	Muestra emparejada (PSM)
Constante	-3.729*** (0.887)	-2.201** (0.914)	1.929*** (0.316)	-0.218 (0.876)
R^2	0.51	0.49	0.50	0.53
Observaciones	50,271	49,841	50,271	49,841

Nota: Todas las especificaciones incorporan efectos fijos temporales y departamentales, así como los controles indicados en la sección metodológica. Desviaciones estándar entre paréntesis. *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.
Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Anexo 2. Resultados de las pruebas de robustez

Emparejamiento Cantidad de comparables Tipo de reemplazo <i>Caliper / Bandwidth</i>	<i>Radius matching</i>		<i>Nearest neighbor</i>						<i>Kernel matching</i>	
	No aplica		(n=1)		(n=5)				No aplica	
			Con reemplazo		Sin reemplazo		Con reemplazo			
	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05
Efecto heterogéneo	0.088*** (0.029)	0.070** (0.028)	0.122* (0.066)	0.122* (0.066)	0.103* (0.060)	0.103* (0.060)	0.113** (0.048)	0.113** (0.048)	0.089*** (0.029)	0.074*** (0.028)
Género	-0.223*** (0.021)	-0.211*** (0.020)	-0.255*** (0.055)	-0.255*** (0.055)	-0.236*** (0.053)	-0.236*** (0.053)	-0.248*** (0.035)	-0.248*** (0.035)	-0.223*** (0.021)	-0.213*** (0.020)
Asociatividad	0.090*** (0.015)	0.092*** (0.015)	0.091** (0.038)	0.091** (0.038)	0.091** (0.037)	0.091** (0.037)	0.107*** (0.024)	0.107*** (0.024)	0.090*** (0.015)	0.091*** (0.015)
Asistencia técnica	0.193*** (0.020)	0.190*** (0.020)	0.220*** (0.053)	0.220*** (0.053)	0.235*** (0.051)	0.235*** (0.051)	0.200*** (0.033)	0.200*** (0.033)	0.194*** (0.020)	0.191*** (0.020)
Capacitación	0.096*** (0.017)	0.097*** (0.017)	0.087* (0.044)	0.087* (0.044)	0.078* (0.043)	0.078* (0.043)	0.079*** (0.028)	0.079*** (0.028)	0.095*** (0.017)	0.097*** (0.017)
Educación básica	0.196*** (0.037)	0.178*** (0.034)	0.175* (0.098)	0.175* (0.098)	0.171* (0.095)	0.171* (0.095)	0.168*** (0.062)	0.168*** (0.062)	0.197*** (0.037)	0.182*** (0.035)
Educación secundaria	0.221*** (0.038)	0.208*** (0.035)	0.218** (0.101)	0.218** (0.101)	0.212** (0.098)	0.212** (0.098)	0.191*** (0.063)	0.191*** (0.063)	0.223*** (0.038)	0.211*** (0.036)
Educación superior	0.068* (0.040)	0.057 (0.037)	0.060 (0.107)	0.060 (0.107)	0.054 (0.104)	0.054 (0.104)	0.036 (0.067)	0.036 (0.067)	0.071* (0.040)	0.058 (0.038)
Edad	-0.004*** (0.000)	-0.004*** (0.000)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.005*** (0.001)	-0.004*** (0.000)	-0.004*** (0.000)
Etnia	0.278*** (0.016)	0.285*** (0.016)	0.317*** (0.043)	0.317*** (0.043)	0.285*** (0.041)	0.285*** (0.041)	0.253*** (0.027)	0.253*** (0.027)	0.279*** (0.016)	0.283*** (0.016)
Especialización	0.108*** (0.013)	0.102*** (0.012)	0.142*** (0.033)	0.142*** (0.033)	0.138*** (0.032)	0.138*** (0.032)	0.113*** (0.021)	0.113*** (0.021)	0.110*** (0.013)	0.104*** (0.012)
Log (gasto en capital)	0.062*** (0.016)	0.061*** (0.016)	0.061 (0.041)	0.061 (0.041)	0.071* (0.040)	0.071* (0.040)	0.058** (0.026)	0.058** (0.026)	0.063*** (0.016)	0.060*** (0.016)
	-0.121***	-0.116***	-0.102***	-0.102***	-0.097***	-0.097***	-0.115***	-0.115***	-0.121***	-0.118***

Emparejamiento Cantidad de comparables Tipo de reemplazo <i>Caliper / Bandwidth</i>	<i>Radius matching</i>		<i>Nearest neighbor</i>						<i>Kernel matching</i>	
	No aplica		(n=1)		(n=5)				No aplica	
			Con reemplazo		Sin reemplazo		Con reemplazo			
	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05
Log (gasto en fuerza laboral)	(0.006)	(0.006)	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.010)	(0.010)	(0.006)	(0.006)
Log (gasto en superficie agrícola)	0.567*** (0.010)	0.546*** (0.010)	0.557*** (0.027)	0.557*** (0.027)	0.553*** (0.026)	0.553*** (0.026)	0.567*** (0.017)	0.567*** (0.017)	0.568*** (0.010)	0.553*** (0.010)
Log (gasto en capital) ²	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)	-0.001 (0.006)	-0.001 (0.006)	0.001 (0.005)	0.001 (0.005)	0.003 (0.004)	0.003 (0.004)	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)
Log (gasto en fuerza laboral) ²	0.036*** (0.001)	0.035*** (0.001)	0.034*** (0.002)	0.034*** (0.002)	0.033*** (0.002)	0.033*** (0.002)	0.035*** (0.001)	0.035*** (0.001)	0.036*** (0.001)	0.035*** (0.001)
Log (superficie agrícola) ²	-0.122*** (0.003)	-0.112*** (0.003)	-0.115*** (0.009)	-0.115*** (0.009)	-0.119*** (0.009)	-0.119*** (0.009)	-0.119*** (0.006)	-0.119*** (0.006)	-0.122*** (0.003)	-0.116*** (0.003)
Log (gasto en capital) × Log (gasto en fuerza laboral)	-0.008*** (0.001)	-0.008*** (0.001)	-0.007** (0.003)	-0.007** (0.003)	-0.009*** (0.003)	-0.009*** (0.003)	-0.008*** (0.002)	-0.008*** (0.002)	-0.008*** (0.001)	-0.008*** (0.001)
Log (gasto en capital) × Log (superficie agrícola)	0.010*** (0.003)	0.010*** (0.003)	0.014* (0.008)	0.014* (0.008)	0.012 (0.007)	0.012 (0.007)	0.006 (0.005)	0.006 (0.005)	0.010*** (0.003)	0.011*** (0.003)
Log (gasto en fuerza laboral) × Log (superficie agrícola)	0.015*** (0.002)	0.013*** (0.002)	0.012*** (0.004)	0.012*** (0.004)	0.015*** (0.004)	0.015*** (0.004)	0.014*** (0.003)	0.014*** (0.003)	0.015*** (0.002)	0.014*** (0.002)
Latitud	0.161*** (0.010)	0.163*** (0.010)	0.172*** (0.027)	0.172*** (0.027)	0.167*** (0.026)	0.167*** (0.026)	0.149*** (0.017)	0.149*** (0.017)	0.161*** (0.010)	0.163*** (0.010)
Longitud	-0.120*** (0.011)	-0.114*** (0.011)	-0.142*** (0.030)	-0.142*** (0.030)	-0.142*** (0.029)	-0.142*** (0.029)	-0.137*** (0.018)	-0.137*** (0.018)	-0.120*** (0.011)	-0.116*** (0.011)
Constante	-0.218 (0.876)	0.277 (0.871)	-1.759 (2.285)	-1.759 (2.285)	-1.804 (2.206)	-1.804 (2.206)	-1.553 (1.420)	-1.553 (1.420)	-0.204 (0.876)	0.117 (0.871)

Emparejamiento	<i>Radius matching</i>		<i>Nearest neighbor</i>						<i>Kernel matching</i>	
	Cantidad de comparables		(n=1)		(n=5)				No aplica	
	No aplica		Con reemplazo		Sin reemplazo		Con reemplazo			
Tipo de reemplazo										
<i>Caliper / Bandwidth</i>	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05	0.001	0.05
<i>R²</i>	0.53	0.54	0.52	0.52	0.52	0.52	0.53	0.53	0.53	0.53
<i>Observaciones</i>	49,841	50,271	7,569	7,569	8,104	8,104	18,850	18,850	49,841	50,271

Nota: Todas las especificaciones incorporan efectos fijos temporales y departamentales, así como los controles indicados en la sección metodológica. Los resultados corresponden al modelo completo de la regresión principal. En todos los casos, la significancia en las diferencias entre ambos grupos muestrales en función del set de covariables corresponde a valores estadísticos nulos. Desviaciones estándar entre paréntesis. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1. Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.

Anexo 3. Resultados de las regresiones con contraste de efectos fijos por cultivo

Variables	Translogarítmica	
	Log (productividad) en muestras emparejadas	
Efecto heterogéneo	0.088*** (0.029)	0.083*** (0.029)
Género	-0.223*** (0.021)	-0.224*** (0.021)
Asociatividad	0.090*** (0.015)	0.054*** (0.015)
Asistencia técnica	0.193*** (0.020)	0.153*** (0.020)
Capacitación	0.096*** (0.017)	0.087*** (0.017)
Educación básica	0.196*** (0.037)	0.164*** (0.037)
Educación secundaria	0.221*** (0.038)	0.175*** (0.038)
Educación superior	0.068* (0.040)	0.023 (0.040)
Edad	-0.004*** (0.000)	-0.005*** (0.000)
Etnia	0.278*** (0.016)	0.239*** (0.016)
Especialización	0.108*** (0.013)	0.110*** (0.012)
Log (gasto en capital)	0.062*** (0.016)	0.058*** (0.016)
Log (gasto en fuerza laboral)	-0.121*** (0.006)	-0.117*** (0.006)
Log (superficie agrícola)	0.567*** (0.010)	0.565*** (0.010)
Log (gasto en capital) ²	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)
Log (gasto en fuerza laboral) ²	0.036*** (0.001)	0.035*** (0.001)
Log (superficie agrícola) ²	-0.122*** (0.003)	-0.121*** (0.003)
Log (gasto en capital) × Log (gasto en fuerza laboral)	-0.008*** (0.001)	-0.008*** (0.001)
Log (gasto en capital) × Log (superficie agrícola)	0.010*** (0.003)	0.013*** (0.003)
Log (gasto en fuerza laboral) × Log (superficie agrícola)	0.015*** (0.002)	0.015*** (0.002)
Latitud	0.161*** (0.010)	0.111*** (0.011)
Longitud	-0.120*** (0.011)	-0.128*** (0.011)
Constante	-0.218 (0.876)	-1.160 (0.875)

Variables	Translogarítmica	
	Log (productividad) en muestras emparejadas	
<i>Efectos fijos de cultivo</i>	No	Sí
<i>R²</i>	0.53	0.54
<i>Observaciones</i>	49,841	49,841

Nota: Todas las especificaciones incorporan efectos fijos temporales y departamentales, así como los controles indicados en la sección metodológica. Desviaciones estándar entre paréntesis. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

Fuente: ENA (2022-2023). Elaboración propia.