

*Determinantes de la difusión tecnológica en el sector agrícola argentino:  
el caso de la agricultura de precisión*

Sebastián J. Gómez Roca<sup>1</sup>

Instituto Interdisciplinario de Economía Política de Buenos Aires (IIEP)  
(Universidad de Buenos Aires, CONICET)

**Palabras clave:** Difusión tecnológica, Agricultura de precisión, Econometría espacial.

**Códigos JEL:** C21, O13, Q12

---

<sup>1</sup> Contacto: [sj.gomezroca@gmail.com](mailto:sj.gomezroca@gmail.com)

## Contenido

|   |    |
|---|----|
| 1. Introducción .....                         | 3  |
| 2. Abordaje de la difusión tecnológica.....   | 7  |
| 3. Metodología .....                          | 10 |
| 4. Datos utilizados: fuentes y análisis ..... | 16 |
| 5. Resultados .....                           | 22 |
| 6. Conclusiones.....                          | 26 |
| Referencias.....                              | 27 |
| Anexo 1. Unidades aisladas .....              | 31 |
| Anexo 2. Unidades atípicas y mapa LISA .....  | 32 |
| Anexo 3: controles de robustez .....          | 33 |
| Omisión de controles irrelevantes .....       | 33 |
| Alternativas para la matriz W.....            | 34 |

## 1. Introducción

El presente trabajo se propone estudiar los determinantes de la difusión de la agricultura de precisión a nivel departamental en el sector agrícola argentino. Es decir, se busca identificar factores relevantes para la adopción tecnológica en los distintos departamentos de la Argentina. Este tema ya ha sido ampliamente estudiado en la literatura, pero no ha sido estudiado para el caso de Argentina, ni tampoco ha sido estudiado desde el enfoque seguido en este trabajo, donde se emplean herramientas de econometría espacial que permiten identificar la relevancia de la relación entre unidades.

La Agricultura de Precisión (AP) refiere a un grupo de tecnologías que permiten la aplicación de insumos agrícolas, tales como fertilizantes, semillas, plaguicidas, en forma variable dentro de un lote de campo, de acuerdo a los requerimientos y/o potencial productivo del mismo (Ortega et al., 1999). Esto es, al incorporar información sitio y tiempo específica de diversas fuentes (*e. g.*, satelitales, climatológicas históricas, tomadas en el terreno) se identifican las heterogeneidades presentes en una unidad productiva de modo tal de lograr ganancias de eficiencia a la hora de la aplicación de insumos. El componente principal de la AP es efectivamente la variabilidad espacial y temporal (Pierce & Nowak, 1999). Las ventajas derivadas de la aplicación de estas tecnologías se asocian tanto a disminución de costos, como a sustentabilidad y cuidado del medio ambiente (Van der Wal, 2019)– fundamentalmente por el menor uso de insumos (Gebbers & Adamchuk, 2010).

En definitiva, la innovación bajo estudio implica un avance tecnológico aplicado sobre recursos naturales renovables basado en la digitalización y transformación en datos de fenómenos de la naturaleza, lo cual permite adaptar el proceso productivo a las múltiples características puntuales de cada microambiente (Lachman & López, 2018). Dado que se trata de un paquete tecnológico, autores como Lowenberg-DeBoer (2019) identifican a la AP como una gran caja de herramientas en continuo desarrollo de donde un productor puede seleccionar y aplicar únicamente las que considere convenientes. Como consecuencia, esto se traduce en una adopción variable a lo largo del mundo.

En este marco, la AP se inscribe como un conjunto de tecnologías y prácticas productivas que pueden contribuir a la sustentabilidad ambiental de estas actividades, al tiempo que también aumentan los rendimientos, tal como lo vienen señalando diversos autores (Bröring

et al., 2020; Triguero et al., 2013; Van der Wal, 2019). La adopción de equipos y/o servicios ligados a la AP es considerada como una innovación de proceso, al representar estos una mejora del método productivo (Ortega et al., 1999), la cual puede tener incidencia en diversos eslabones de la cadena de valor agroalimentaria (Lachman & López, 2018). Alternativamente, se la podría denominar como una innovación de eco-proceso, dadas sus implicancias ambientales (Triguero et al., 2013). En esencia, se trata de un paradigma tecno-productivo en etapa de formación (Lowenberg-DeBoer & Erickson, 2019). Este aspecto es una característica intrínseca, ya que su aplicación es sobre un objeto heterogéneo geográficamente y a su vez variable a lo largo del tiempo (Bisang, 2017; Bisang et al., 2008).

Por último, la AP se enmarca en dos categorías distintas ya que comprende tanto innovaciones disruptivas como incrementales. Esto es así ya que implica la emergencia de un nuevo paradigma tecno-productivo en el sector agropecuario, basado en nuevas tecnologías, variables de decisión y fuentes de información, que altera las rutinas en los campos de la innovación, la producción y la gestión dentro del sector (Bröring et al., 2020; Carraresi et al., 2018). Asociado a la segunda categoría, se observan también mejoras incrementales en tecnologías consolidadas.

En conclusión, la AP consiste en un paquete tecnológico que representa una innovación de proceso dentro de una cadena de base biológica. A su vez, no se trata de un paquete tecnológico cerrado, sino que se encuentra en pleno proceso de desarrollo. Finalmente, este paquete involucra una disrupción en toda la cadena de valor agroindustrial, pero a su vez también ha comenzado a incorporar innovaciones incrementales en algunos de sus componentes.

Dado que la AP es prometedora, es relevante su estado de difusión. A pesar de la falta de datos actualizados, de acuerdo con Lowenberg-DeBoer & Erickson (2019) pueden detectarse ciertos patrones. En Asia y África los niveles de adopción parecen encontrarse más acotados, y particularmente en África limitados a grandes productores. En Europa uno de los mayores adoptantes es Alemania. En Sudamérica, Argentina y Brasil son líderes en el sector, en parte gracias a una adopción temprana de varias tecnologías. En tanto, EE. UU., como ya se dijo, es el país más avanzado en esta dimensión y las aplicaciones se han intensificado en general.

De la literatura se desprende que, si bien se ha observado que la utilización de estas tecnologías ha sido creciente a nivel global, esta tendencia presenta una heterogeneidad elevada. Esta heterogeneidad se puede explicar, entre otros, a través de factores como qué tecnologías se toma como referencia, la capacidad adquisitiva de los productores, el tipo de cultivo implementado y factores culturales (Griffin & Lowenberg-DeBoer, 2005; Lowenberg-DeBoer, 2019; Schimmelpfennig, 2016; Van der Wal, 2019).

Focalizando a nivel local, en la Argentina la difusión de la AP comienza a principios de la década de 1990 (Méndez et al., 2014). Ya en el nuevo siglo diversos datos sugieren una tendencia a su mayor difusión. La Universidad Austral (Feeney et al., 2010, 2012), condujo dos estudios sobre productores locales. Entre los estudios se detectó un notorio incremento sobre la importancia asignada por los productores al paquete tecnológico.<sup>2</sup> Con respecto a los limitantes de la adopción, en el informe se señalan factores tales como las restricciones financieras o el desconocimiento de las tecnologías. A su vez, se presentan patrones como la mayor adopción en productores no asociados a cooperativas, y la menor adopción en productores pequeños.

En consonancia, publicaciones del INTA dan cuenta de tendencias similares. Méndez et al. (2014) destacan la consolidación de distintas tecnologías (como monitores de rendimiento)<sup>3</sup>. Esto es así ya que desde fines de la década de 1990 hasta 2015 creció sostenidamente la utilización de tecnologías de AP, aunque en el último período se desaceleró debido a limitaciones a las importaciones y cuestiones vinculadas a controles de cambios (Scaramuzza et al., 2016). No obstante, la tendencia creciente se mantuvo por lo menos hasta 2019 (Villarroel et al., 2020).

Combinando la información presentada por Scaramuzza et al. (2016) y Villarroel et al. (2020) se construyen series de ventas de largo plazo, cuya dinámica se presenta en la Figura 1. Las series -que representan una subselección del conjunto de tecnologías enmarcadas

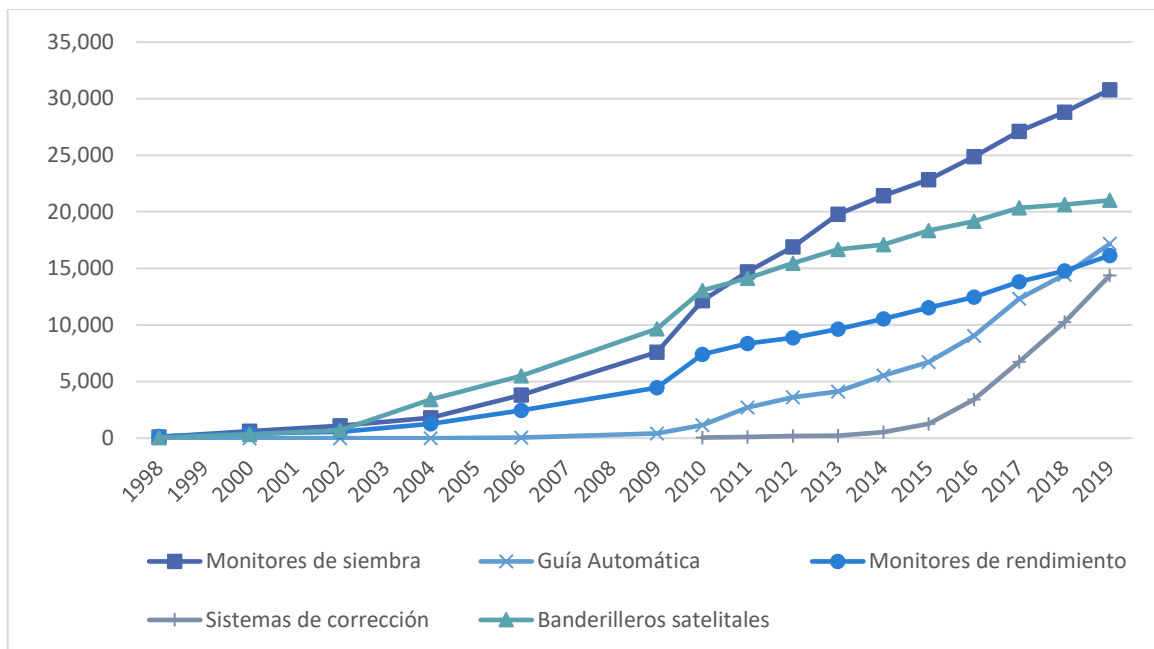
---

<sup>2</sup> Este incremento es destacado en el documento de la encuesta. No obstante, dado que los datos no son abiertos, no se puede precisar aquí de qué magnitud fue dicho aumento.

<sup>3</sup> A modo ilustrativo, los autores comentan que, tomando como referencia las ventas, si cada monitor de rendimiento se instalara en una cosechadora y esta se utilizara al nivel de su amortización “adecuada” estimada (3.000 ha. anuales), se podrían realizar mapas de rendimiento para el 70% de la superficie cultivada nacional (para el período el 2012/2013).

dentro de la AP- muestran que, en términos generales, la tendencia fue positiva denotando una creciente tecnificación del agro en Argentina.

Figura 1: Ventas acumuladas de equipos de AP



Fuente: elaboración propia en base a Scaramuzza et al. (2016) y Villarroel et al. (2020)

También en consonancia, Lachman y López (2018) en base a registros de la empresa Map of Agriculture<sup>4</sup>, presentan datos que sugieren una tendencia creciente en la adopción de AP entre 2016 y 2019 en base a datos de utilización (en lugar de los de ventas antes presentados). Según esta fuente, la proporción de productores adoptantes subió aproximadamente de un 11% a un 16% entre dichos años.

A fines de comprender la difusión de estas tecnologías y los factores que pueden estar limitándola, este estudio se propone el estudio de la adopción agregada a nivel departamental utilizando una estrategia de identificación sustentada en literatura previa y proponiendo la utilización de herramientas de econometría espacial para un mejor abordaje del problema.

<sup>4</sup> Map of Agriculture es una empresa originada en Nueva Zelanda que tuvo posteriormente operaciones en Argentina. El foco de su trabajo es generar información especializada de agricultura y ganadería a partir de encuestas a productores.

## 2. Abordaje de la difusión tecnológica

A la hora de evaluar con mayor profundidad la relevancia de distintos determinantes de la difusión tecnológica, se cuenta con una extensa literatura que a nivel teórico postulan una serie de factores a considerar<sup>5</sup>. Sobre estos pilares, la literatura empírica reposa para la propuesta de estudios.

A nivel de aplicaciones econométricas sobre el tema, existe un gran número de trabajos que investigan determinantes de la probabilidad de adopción de tecnologías en agricultura en forma no lineal (Banerjee et al., 2008; English et al., 2000; Tey & Brindal, 2012), de distintos motivos para no adoptar una nueva tecnología (Pandit et al., 2012; Paudel et al., 2011) o modelos de adopción de probabilidad lineal (Skreli et al., 2011).

Generalmente, las variables incorporadas refieren principalmente a características del productor y del establecimiento, aunque según el trabajo se pueden encontrar varias alternativas. Entre estas se tienen variables de capital humano (*e. g.*, educación, antigüedad en el sector), de integración financiera, acceso a información y a tecnología (*e. g.*, disponer de una computadora), características del terreno (*e. g.*, tamaño y calidad de la tierra), tipos de cultivos utilizados, valor derivado de las actividades vinculadas a ganadería y ubicación geográfica.

Al analizar en profundidad la literatura, se encuentra una alta variedad de factores estudiados, así como de métricas para una misma variable. Tey & Brindal (2012) estudian un conjunto de 10 trabajos empíricos que estiman modelos para explicar la adopción de AP, y señalan que más de 30 factores han sido señalados como significativos. Los autores los agrupan como factores (1) socioeconómicos, (2) agroecológicos, (3) institucionales, (4) informacionales, (5) de percepción, (6) de comportamiento y (7) tecnológicos.

Como factores socioeconómicos en general se estudian variables vinculadas con el capital humano, ya que esto incidiría positivamente en la probabilidad de adopción; como variables relevantes suele tenerse la edad, la educación y la experiencia en el sector. Entre los factores

---

<sup>5</sup> Ver, por ejemplo: Besley & Case (1993); Diamond & Ordunio (1999); Rogers (1962); Stoneman & Battisti (2010) y Sunding & Zilberman (2001).

agroecológicos se destacan variables vinculadas con el margen de decisión sobre el terreno y su potencial para ser explotado, ya que esto también podría tener un efecto positivo; aquí se incluyen variables como la propiedad (propia o rentada) y la calidad del suelo. Los autores también incluyen en este grupo variables vinculadas al estado económico, como los ingresos, el ratio de apalancamiento o la dimensión de la propiedad. Como aspectos institucionales se suelen tomar la ubicación y el avance cercano de la urbanización. En términos de percepción, se encuentran variables relacionadas con la percepción de las innovaciones, como expectativas de retornos. Sobre el comportamiento, se tienen variables vinculadas a la intencionalidad de adoptar. Finalmente, como factores tecnológicos se toman variables vinculadas a decisiones de inversión y de umbral tecnológico, como la posesión de ciertas herramientas (*e. g.*, sistemas de irrigación) o la utilización de computadoras.

Cabe comentar trabajos puntuales que aportan evidencia empírica relevante sobre la influencia de los factores mencionados más arriba. Por ejemplo, al estudiar a nivel agregado por condado la adopción de distintas tecnologías de AP en Tennessee, EE. UU., usando un modelo *logit*, English et al. (2000) estudian la relevancia de distintas variables. Así, encuentran que la proporción de productores dueños de la tierra que trabajan y la dimensión de estos terrenos (medida como proporción de terrenos de 260 acres o más, o como total de superficie cultivada) están asociadas positivamente con los niveles de adopción. Los ingresos por ganadería medidos en dólares fueron considerados dada su potencial vinculación negativa con la adopción, pero la evidencia empírica no apoyó esta hipótesis.

A nivel productor existen varios trabajos sobre el tema. A continuación, se comentan los resultados principales de un conjunto de estudios que usan modelos *logit* -una presentación esquemática de aquellos se incluye en la Tabla 1-. Banerjee et al. (2008) estudian la adopción de tecnología GPS en productores de algodón de Estados Unidos. Sus resultados indican que la edad se vincula negativamente con la probabilidad de adopción –aunque no fue incorporado un término con el cuadrado de la edad que permita estudiar si esta relación tiene un punto de inflexión. Por otra parte, la utilización de computadoras en el entorno laboral, el tamaño de la explotación, el ingreso anual (medido en variables *dummy* que reflejan distintos tramos) y el rinde están asociados positivamente. Finalmente, no encuentran que la educación sea un factor relevante.



Por su parte, al estudiar la adopción de algodón genéticamente modificado en EE. UU., Banerjee & Martin (2008) llegan a resultados similares. Los autores encuentran que la localización y la especialización (cuánto de la producción destina el productor a algodón) son factores relevantes. No obstante, no encuentran que la educación y la experiencia en el sector sean factores importantes. Adicionalmente, en contraposición al trabajo anterior, la edad tampoco resulta estar asociada a la probabilidad de adopción en forma estadísticamente significativa.

Paudel et al. (2011) estiman un modelo para la adopción de AP de productores de algodón de Estados Unidos. Los autores encuentran que la educación y la superficie son relevantes para explicar la adopción. La edad es relevante y se asocia negativamente con la probabilidad de adopción, en sintonía con lo señalado por Banerjee et al. (2008); no obstante, también sus resultados indicaron que el ingreso del productor no es una variable significativa para explicar la adopción, a diferencia de estos últimos autores.

Tabla 1: Resumen de estudios recientes y principales variables explicativas estadísticamente significativas para explicar la adopción de tecnologías

|  | (Banerjee & Martin, 2008)        | (English et al., 2000)            | (Pandit et al., 2012) | (Akudugu et al., 2012)  | (Banerjee et al., 2008) |
|--|----------------------------------|-----------------------------------|-----------------------|-------------------------|-------------------------|
| Explicada                              | Algodón genéticamente modificado | AP                                | AP                    | Adopción de tecnologías | Adopción de GPS         |
| Explicativas significativas de interés | Especialización                  | Propiedad vs. Alquiler            | Educación             | Educación               | Rinde                   |
|  | Localización                     | Proporción de grandes productores | Superficie            | Superficie              | Superficie              |
|  |                                  |                                   | Edad                  |                         | Edad                    |

Finalmente, utilizando datos de productores en Ghana, Akudugu et al. (2012) también estiman un modelo para la adopción de tecnologías en agricultura. Sus resultados indican que la educación del productor y el tamaño del establecimiento son variables relevantes para explicar la mayor adopción. A su vez, encuentran una mayor propensión a la adopción en productores de sexo masculino. Por otra parte, la edad y su cuadrado son estadísticamente significativas, pero solo al 10% de significación. Por último, no encuentran una vinculación significativa con la presencia de actividades fuera del establecimiento (para estudiar la dedicación parcial).

En resumen, el espectro de variables utilizado en la literatura para explicar la adopción de tecnologías en agricultura abarca un amplio abanico, y la evidencia sobre la relevancia de estas es mixta. Entre los factores utilizados se encuentran variables que refieren a características del productor como la edad y la educación. También son consideradas otras vinculadas con la utilización de tecnologías complementarias, como el uso de computadoras en la actividad agrícola. Asimismo, las características de la localización del establecimiento pueden ser influyentes en las decisiones de adopción.

En paralelo, se han identificado trabajos que utilizan herramientas de econometría espacial para evaluar las ventajas de la AP (Bongiovanni, 2009; Florax et al., 2002; Paxton et al., 2010) a nivel productivo. No obstante, no se han encontrado estudios que exploten esta metodología para explicar la decisión de adopción del paquete tecnológico de interés. Por otra parte, tampoco se han encontrado trabajos cuantitativos recientes sobre causas/limitaciones de la difusión de tecnología en el sector agropecuario en la región sudamericana.

Por otra parte, en este trabajo se propone incorporar al análisis el efecto de las interacciones, de modo tal que se postula como escenario posible que la probabilidad de adopción puede verse influenciada por el comportamiento o las características de unidades observacionales cercanas. En los estudios previamente mencionados, el tratamiento es tal que cada observación es independiente del resto.

Este aspecto ha sido abordado por estudios recientes en la literatura de difusión tecnológica de otros sectores y será relevante para la estrategia escogida en este trabajo. Estos trabajos incluyen distintas métricas para incorporar la interacción entre instituciones (Angst et al., 2010), regiones (Comin et al., 2012), e individuos (Camerani et al., 2016). Estos estudios resaltan la relevancia de las interacciones encontrando evidencia a favor de la significatividad de este factor, incluso haciendo distintos ejercicios de robustez.

### 3. Metodología

Los enfoques frecuentemente utilizados, como los señalados en la Sección anterior, presentan estimaciones sumamente útiles. No obstante, se considera que el método más

conveniente debería tener en cuenta las interacciones y potenciales efectos de derrame. En el esquema tradicional, las unidades observadas son independientes e idénticamente distribuidas, un supuesto que es aún más difícil de sostener cuando se usa información por regiones delimitadas políticamente y no por características (Kmenta, 1971). Muchas de las propiedades asintóticas derivadas de dichos métodos requieren la validez de este supuesto, lo cual lo hace particularmente relevante. Si los errores distribuyeran en forma aleatoria respecto al espacio, no debería haber presencia de *clusters* (LeSage & Pace, 2009), lo cual difícilmente se verifica en el caso de estudio.

LeSage & Pace (2009) señalan dos motivos por los cuales puede ser preferible usar econometría espacial. Por un lado, el proceso generador de datos puede ser espacialmente autorregresivo, y por otro, la omisión de variables explicativas relevantes podría tener estructura espacial. Esto es relevante ya que, en primer lugar, se abre la posibilidad de que las características de una unidad influyan en el nivel de adopción de otras unidades. En segundo lugar, la base de datos a utilizar presenta ciertas limitaciones y, como se ha mencionado, en la literatura un abanico amplio de variables explicativas es utilizado, lo cual hace ganar relevancia al problema de variables omitidas. En este marco, la dependencia entre unidades vecinas puede ser incorporada al modelo e influencias inobservables latentes que afectan a la variable dependiente pueden ser captadas, por lo menos parcialmente.

Finalmente, Ahumada et al. (2018), en base a Griffith (1995), sugieren la conveniencia de incorporar la dimensión espacial antes que asumir que la relación entre las unidades es nula. En conjunto, estos puntos dan sustento a la conveniencia de utilizar una estrategia que incorpore la dimensión espacial al análisis. Esta estrategia permitirá incorporar al estudio la vinculación entre unidades, lo cual es un factor relevante, como se analizó en el capítulo anterior.

La forma en la cual se incorporarán efectos espaciales al análisis es a través de la llamada “dependencia espacial”. La intuición de este fenómeno es que una unidad es influenciada por las unidades vecinas, ya sea por uno o más canales. Dado que una particularidad del espacio es la multidireccionalidad, también una unidad puede ejercer influencia sobre sus vecinos. En definitiva, lo destacable es que se considera que el problema bajo estudio está compuesto por un conjunto de entes que interactúan. Siguiendo a Anselin (2005), la justificación de la

incorporación de la dependencia espacial podría descomponerse en tres vías. Las dos primeras comprenden la presencia de externalidades globales o locales, lo cual se puede asociar a dimensiones sociales. A nivel individual, esto puede darse, en primer lugar, de modo que, al tomar la decisión sobre la adopción de AP (variable dependiente en este estudio), un productor tome en cuenta la adopción de los vecinos como parte de su función objetivo. En segundo lugar, al tomar decisiones sobre variables como el tipo de cultivo o integrarse al sistema bancario (variables independientes), la decisión del productor sea influenciada por qué tipos de cultivo utilizan los vecinos o si estos se encuentran bancarizados.

Finalmente, la tercera alternativa se configura por la presencia de variables omitidas relevantes con estructura espacial. En el caso del modelo planteado en este trabajo, una variable que potencialmente se esté omitiendo serían los umbrales tecnológicos de los productores (parte del término de error, ya que como se mencionó no es incorporado en el modelo); si esta variable tuviera estructura espacial (es decir, si el umbral tecnológico de los productores no fuera independiente e idénticamente distribuido en el espacio) también justificaría la incorporación de dependencia espacial en la estimación. Posteriormente, se realiza un análisis de los datos donde se encuentra evidencia de autocorrelación espacial, lo cual sugiere que sería conveniente incorporar este tipo de dependencia al proceso de estimación para luego verificar su significatividad estadística. A continuación, se desarrolla sobre los principales puntos metodológicos de la rama de la literatura enfocada en esta clase de problemas.

La econometría espacial comprende un subconjunto de métodos econométricos donde se incorporan explícitamente efectos espaciales (Anselin, 2005). Un primer interrogante es cómo aproximar los vínculos, ya que dos unidades pueden estar fuertemente relacionadas o incluso no tener dependencia alguna. En este sentido, el sustento reposa en la primera ley de geografía (Tobler, 1970) que postula que todas las unidades están relacionadas, pero que las más próximas están más relacionadas que las lejanas. Por otra parte, corresponde identificar cómo medir la distancia, que aquí será utilizando el criterio geográfico ya que es el preponderante en la literatura, aunque bien existen otras alternativas (Anselin, 2013; Beck et al., 2006).

Para incorporar este factor al análisis, se define una matriz de pesos espaciales  $W$  de dimensión  $n \times n$ . Cada elemento de la matriz define la relación de vecindad entre las regiones, donde estos elementos son no negativos. Si la región  $i$  es considerada vecina de la región  $j$ ,  $w_{ji}$  (o peso espacial) será positivo; en caso contrario, el valor será cero. Esta matriz  $W$  conlleva dos supuestos: el criterio que define qué unidades se relacionan (de modo que son consideradas vecinas) y el que define cómo se afectan (es decir, los pesos espaciales).

Entre los criterios preponderantes el de contigüidad (son vecinas las regiones contiguas a la región en cuestión) es uno de los más difundidos. Aquí se tienen ciertas características deseables como la ausencia de unidades aisladas (Anselin, 2013); de este primer punto se desprende que la matriz  $W$  debe estar totalmente conectada. A su vez, la cantidad de vecinos promedio no debería ser demasiado elevada a fines de no incorporar conexiones irrelevantes. Finalmente, la cantidad de vecinos de cada unidad no debería tener un comportamiento errático (*e. g.*, la distribución de esta variable no debería ser bimodal).

Para reflejar la intensidad de la vinculación entre vecinos se puede recurrir a un criterio binario o una función de distancia. El criterio binario asigna un 1 a las unidades vecinas y un 0 a aquellas que no lo son, que dada su amplia difusión se optó por conducir principalmente el estudio de este modo. A su vez, debido a que mejora las propiedades estadísticas de los estimadores y facilita la interpretación y comparación de parámetros entre modelos (Sarrias, 2020a, 2020b), se realizará la normalización de los pesos por filas (se dividen los elementos por la suma de estos a nivel fila, de modo que finalmente la suma de los elementos por fila resulta igual a 1).

Como señala Anselin (2013), un problema aquí es que se está frente a un modelo con interacciones sin información sobre las interacciones. Consecuentemente, el enfoque consiste en una aproximación donde se toman decisiones sobre qué criterio utilizar sin ser obvia la superioridad de una sobre otra. Como complemento y fuente de sustento, algunos lineamientos presentados por Ahumada et al. (2018) en base a Griffith (1995) resaltan que: (i) es conveniente utilizar una matriz de pesos espaciales que no usarla; (ii) son preferibles matrices de menor orden; y, (iii) en general son superiores las matrices de pesos subidentificadas por encima de sobreidentificadas.

Ya definida la matriz  $W$ , se puede desarrollar el concepto de rezago espacial. El producto entre la matriz  $W$  y un vector columna  $x$  de dimensión  $n$  se denomina rezago espacial, de modo que cada elemento resultante es un promedio ponderado de los valores de  $x$  de los vecinos de cada región. Dado que los no vecinos de la unidad  $i$  tienen ponderación 0 en  $W$ , estos no influyen en el rezago espacial. A modo ilustrativo, un modelo espacial básico podría incluir solamente rezagos de la variable dependiente. Esto puede escribirse como:

$$y_i = \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} y_j + \varepsilon$$

O, en notación matricial:

$$y = \rho W y + \varepsilon; \varepsilon \sim N(0; \sigma_n^2)$$

En el caso presentado, solo se incluyó el rezago de la variable dependiente. No obstante, los rezagos espaciales pueden incorporarse al modelo de tres formas distintas: a través de la variable dependiente, de las explicativas o de los errores. En cada caso, el valor esperado de la variable dependiente sería una función del valor de la variable dependiente de los vecinos, del valor de las variables independientes de los vecinos o del shock presentado en los vecinos.<sup>6</sup>

Cuando un modelo incluye más de un tipo de rezago espacial se lo suele llamar modelo mixto. Los distintos tipos de rezagos espaciales acarrear implicancias para los efectos de derrame. Si se incorpora el rezago de la variable dependiente se tendrán derrames globales, en los otros casos estos serán locales. Estas nociones implican que el impacto de un shock no es idéntico en cualquier unidad en contraposición a un análisis con datos de corte transversal tradicional. Dado que las unidades pueden estar conectadas de forma distinta (*e. g.*, distinta cantidad de vecinos), los derrames consecuentes pueden variar<sup>7</sup>.

Por ello, a modo de resumen se definen los efectos directos de un shock, y el total (que incorpora los derrames). Para describir el impacto de un shock, luego, se calculan los efectos

---

<sup>6</sup> Para una caracterización sobre estos distintos tipos de efectos ver Manski (1993).

<sup>7</sup> Entre los trabajos que han estudiado esto se pueden señalar: Baumont et al. (2003); Dall'èrba & Le Gallo (2007) y Ertur et al. (2006), donde se explota este aspecto al analizar los distintos impactos de shocks por región.

medios directos y totales para cada variable. Luego, se define el efecto medio indirecto como la diferencia entre estos.

La problemática consecuente de la variedad de modelos es la estrategia de identificación a utilizar. Para la selección del modelo adecuado, existen tests de especificación. Para decidir si incluir alguna forma de dependencia espacial los más difundidos son tests de multiplicadores de Lagrange (LM)<sup>8</sup>. De estos se tienen, en principio, dos variantes. Una se utiliza para estudiar la presencia de efectos endógenos<sup>9</sup> y otra para la presencia de efectos correlacionados. Estos tests tienen como posible falencia, sugerir la presencia de un tipo de dependencia espacial por la presencia de otro tipo (*e. g.*, ambos tests rechazan la hipótesis nula, pero en realidad solo corresponde incorporar efectos correlacionados).

Los primeros dos tests a considerar son los propuestos por Anselin (1988), aquí denominados LM-Lag y LM-Error. La hipótesis nula en el primer test implicaría la ausencia de efectos endógenos, mientras que en el segundo esta refiere a la ausencia de efectos correlacionados.

Estos tests, no obstante, se pueden ver afectados por la presencia de otros tipos de efectos espaciales (*e. g.*, es posible rechazar la hipótesis nula del test LM-Lag ante la presencia de efectos correlacionados). Por ello, son utilizadas frecuentemente versiones robustas propuestas por Anselin et al. (1996), que aquí se denominarán RLM-Lag y RLM-Error. No obstante, Anselin (2005) menciona que estas alternativas deberían utilizarse solo cuando el estadístico de los tests LM-Lag y LM-Error sean significativos, ya que las propiedades de los tests robustos dependen de esto.

Aquí, se seguirá lo sugerido por Anselin (2017), que menciona que, al partir de un modelo sin dependencia espacial, lo apropiado es controlar el resultado de las versiones no robustas de los tests, y únicamente en caso de rechazar ambos realizar los tests robustos.

---

<sup>8</sup> Un desarrollo de estos puede encontrarse en Anselin (1988).

<sup>9</sup> En este contexto, el concepto de efectos endógenos se utiliza en el sentido propuesto por Manski (1993), aunque puede resultar confuso dado el más difundido concepto de endogeneidad econométrica.

## 4. Datos utilizados: fuentes y análisis

Si bien no es la única, la encuesta de Map of Agriculture (MoA) es la fuente de información principal utilizada en el estudio. La base aquí utilizada consiste en encuestas que alcanzaron a 5.895 productores entre febrero de 2017 y agosto de 2018. A nivel complementario, se utilizaron dos fuentes adicionales. Para variables de control se incorporaron datos de ENACOM y del Censo Nacional Agropecuario 2018 (INDEC). El resumen de las variables tenidas en cuenta y su fuente se describe en la Tabla 2.

Tabla 2. Variables incorporadas al estudio

| Variable                   | Nombre en tablas | Fuente | Definición  |
|----------------------------|------------------|--------|---|
| Adopción de AP             | Adopción de AP   | MoA    | Promedio de utilización de AP por cada productor  |
| Superficie                 | Superficie       | MoA    | Tamaño total promedio de las explotaciones de los productores   |
| Alquila                    | Alquila          | MoA    | Proporción de productores que alquila (ya sea parcial o totalmente) la superficie explotada                             |
| Soja, trigo o maíz         | Cultivos         | MoA    | Proporción de productores que cultiva soja, trigo o maíz  |
| Actividad ganadera         | Ganadería        | MoA    | Proporción de productores que tiene animales de ganado  |
| Productor cooperativo      | Cooperativo      | MoA    | Proporción de productores que pertenecen a un grupo de compra o cooperativa   |
| Experiencia                | Experiencia      | MoA    | Años promedio de experiencia en el sector   |
| Cuadrado de la experiencia | Cuad. Exp.       | MoA    | Cuadrado de los años promedio de experiencia  |
| Banco                      | Banco            | MoA    | Proporción de productores que se encuentra bancarizado  |
| Sistema de control         | Computadora      | MoA    | Proporción de productores que utilizan como sistema para control del campo una alternativa computacional (e. g., excel) |
| Conexión                   | Conexión         | ENACOM | Proporción de localidades del departamento que tienen cobertura 3G o 4G   |
| Educación                  | Educación        | INDEC  | Proporción de productores con estudios secundarios completos  |

En primer lugar, será relevante el estudio de las potenciales fuentes de dependencia espacial, contextualizado en el problema bajo estudio. Asimismo, será de particular interés estudiar la compatibilidad entre los resultados sobre la vinculación de variables con la



adopción en el plano local, y lo que sugiere la literatura previa. En este sentido, la adopción se espera que esté asociada a la superficie promedio en forma positiva, de modo que un aumento en el tamaño de las explotaciones debería vincularse a una mayor adopción. En forma secundaria, también se estudia la condición de alquiler y los ingresos por ganadería, que deberían tener una relación negativa (English, Roberts, y Larson, 2000). A su vez, siguiendo lo mencionado por Lachman y López (2018), será de interés detectar si el cultivo de variantes predominantes (soja, maíz y trigo) es una variable relevante para explicar niveles de adopción diferentes.

Como variables de control se incorporan la proporción de productores cooperativos, ya que a partir de los resultados de la Universidad Austral (2013) esta variable podría ser relevante para explicar diferencias en adopción. A su vez, las restricciones financieras no pueden ser incorporadas, pero a modo de proxy sí se incorpora la proporción de productores bancarizados.<sup>10</sup> El sistema de control es incluido como variable de control dada su utilización en el estudio de Banerjee et al. (2008). Lachman et al. (2021) señalan los problemas de infraestructura en su estudio, entre los cuales se menciona la falta de conectividad a internet. A partir de la base de ENACOM se incorpora una variable que refleja la conectividad del departamento en general; no obstante, esta variable es un proxy, ya que no necesariamente refleja el acceso a una conexión puntualmente en la localización de los establecimientos de los productores encuestados. A nivel de capacidad individual se incorporan dos variables adicionales. Siguiendo a Banerjee y Martin (2009) se tendrá en cuenta la experiencia en el sector, y, en línea con literatura ya citada (English, Roberts, y Larson, 2000; Banerjee et al., 2008; Banerjee y Martin, 2009; Akudugu, Duo y Dadzie, 2012; Pandit et al., 2012), se intentará incluir la educación. Dado que esta variable no se encuentra disponible en la base de datos, también se utilizará una aproximación. La mejor variable de control encontrada fue la educación de los productores encuestados en el CNA 2018, de modo que en realidad es la educación de productores agropecuarios de otra muestra. El CNA 2018 relevó un número significativamente mayor de establecimientos, de modo que, si bien es el mejor sustituto hallado, no deja de ser una aproximación acotada.

---

<sup>10</sup> La elección de esta variable como proxy se fundamenta en el trabajo de Khera et al. (2021) donde, en un contexto distinto, se la menciona como una medida de inclusión financiera.

Hay limitaciones que se deben destacar. En primer lugar, problemas potenciales pueden encontrarse en el registro de los datos durante la realización de la encuesta. De este modo, errores de registro pueden llevar a conclusiones erradas. Por otra parte, también pueden encontrarse problemas en la naturaleza de la encuesta, dado que se realizaba por vía telefónica por una institución privada sin alcance totalmente nacional. Esto lleva a que la muestra sea limitada y que no se tengan observaciones para varios departamentos, a la vez que podría existir un sesgo de selección (dado el método de contacto). Por otra parte, los datos de conectividad y educación reflejan promedios a nivel departamento, de modo que son variables proxys, y pueden no ser fielmente representativas para los productores efectivamente observados en la encuesta de MoA.

Avanzando hacia un análisis breve de los datos, a nivel regional puede observarse cierta autocorrelación espacial positiva en la adopción de la agricultura de precisión a nivel departamento. Esto se puede observar en la Figura 2. Se verifica allí también la presencia de algunas unidades aisladas en términos de contigüidad. Para desarrollar el análisis posterior, esto no debe suceder. Una alternativa para resolver esta situación consiste en manualmente conectar las unidades, aunque esto debería tener una correcta fundamentación. Si bien varias unidades son vecinas de segundo orden, de modo que podrían conectarse, se optó por la alternativa más conservadora y se descartaron las unidades desconectadas del resto del sistema en un siguiente paso. Esto implicó un recorte de un 3,7% de la base; en el Anexo 1 se especifican cuáles fueron estas unidades.

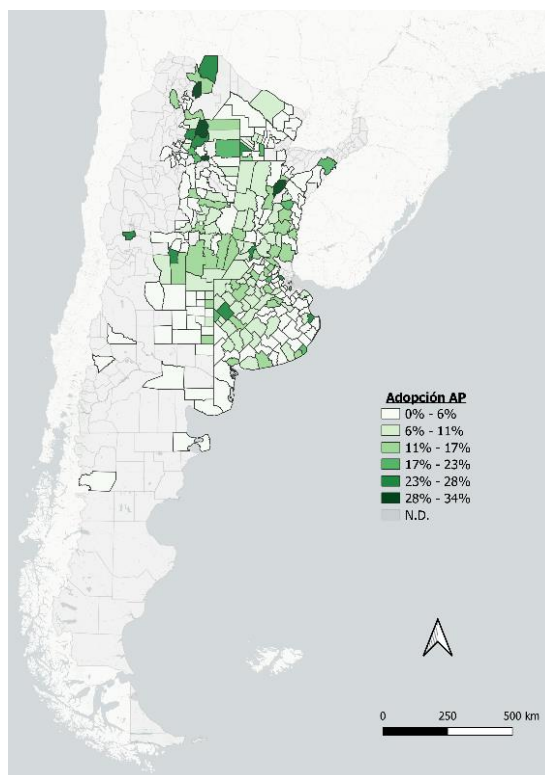
Para la detección de outliers, se procedió a un análisis de *clusters* utilizando un mapa LISA basado en  $I^*$ s de Moran locales (Anselin et al., 1996).<sup>11</sup> Para este ejercicio se utilizó una matriz de contigüidad de tipo reina. Mediante esta herramienta se detectan cuatro tipos de *clusters*, para un determinado nivel de significancia, según si el nivel de adopción en un departamento es alto o no, y si el de sus vecinos es alto o no. Así, se identifican *clusters*: Alto-Alto, Bajo-Bajo, Alto-Bajo y Bajo-Alto. Por ejemplo, un *cluster* Alto-Alto es un conjunto de departamentos tal que el nodo del *cluster* tiene un nivel de adopción elevado, al mismo tiempo que sus vecinos tienen un nivel alto (de allí, Alto-Alto). Los clusters de tipo Alto-Bajo y viceversa refieren a casos atípicos.

---

<sup>11</sup> En el Anexo 2 se encuentran precisiones adicionales sobre este procedimiento.

A los fines de este trabajo, los tests se realizaron con un nivel de significancia del 0,1%. Los resultados de este ejercicio sugirieron la existencia de cuatro clusters, con nodos en: Patiño (Formosa), Santo Tomé (Corrientes), Rosario de Lerma (Salta) y Banda (Santiago del Estero), los cuales fueron removidos de la base de datos. Así, el número de departamentos remanentes es de 252. Esto puede verse detallado en el Anexo 2.

Figura 2. Mapa de adopción de AP en Argentina<sup>12</sup>



En base a esta última muestra, se presentan algunas estadísticas descriptivas. De los productores encuestados, un 12,4% utilizó tecnologías de AP en alguna parte de su explotación. Si bien una proporción no menor de productores aplicaron estas tecnologías en la totalidad de su explotación, no fue el caso general. Consecuentemente, la cobertura promedio de estas tecnologías es de un 8,3% de la superficie explotada por estos sujetos.

El productor encuestado más pequeño tenía una explotación de 100 ha. Esta variable presenta una distribución asimétrica, lo cual se ve reflejado en que la mediana de la superficie

<sup>12</sup> Por cuestiones ilustrativas no se incluye parte de la provincia de Tierra del Fuego.

es de 440 ha. y la media es de 923 ha. Por otra parte, un 84,4% de los productores tenían entre sus cultivos alguna variedad de maíz, soja o trigo, y un 57% realizaba actividades de ganadería.

Entre rasgos más asociados al perfil de los productores, un 59,1% de ellos alquilaba por lo menos una porción de la explotación. A su vez, un 26,6% pertenecía a un grupo de compra o cooperativa, y un 94% se encontraba bancarizado. La experiencia promedio en el sector es de 31 años, lo cual refleja la extensa trayectoria de una parte importante de la muestra. Finalmente, un 43% usó como sistema para el control del campo alguna alternativa computacional. Sobre este último punto, resulta relevante destacar que un 53% afirmó que su principal sistema de control era en papel.<sup>13</sup>

A nivel departamental, el comportamiento de estas variables es similar al encontrado a nivel productor. En este sentido, una limitación es la cantidad de observaciones por departamento. En promedio se tienen entre 22 y 23 observaciones por departamento; sin embargo, un 27% de los departamentos cuenta con tres observaciones o menos. Este aspecto es una limitación que cabe señalarse dado que es más probable que la selección de productores de estos departamentos sea poco representativa del comportamiento generalizado allí.

A su vez, en esta agregación se incorporan dos variables adicionales: la conectividad y la educación. En promedio, los departamentos tienen conexión a 3G o 4G en un 73% de sus localidades; a la vez que un 31% tienen conectividad en todas las localidades. Además, 79 departamentos tienen conexión en todas sus localidades, mientras que uno no tiene en ninguna. Con respecto a la educación, se encuentra que el nivel de finalización secundario promedio es del 48%. Los departamentos con menores niveles de educación promedio se encuentran en Santiago del Estero, donde la proporción de productores por departamento que terminó el secundario es baja, con un mínimo de 6,6%. En el otro extremo, los departamentos con mayores niveles de educación son principalmente de Buenos Aires, donde el máximo es de 78,7%.

---

<sup>13</sup> Una porción de productores declaró no haber utilizado ninguna alternativa de control.

Cabe destacar que estas últimas dos variables son de distintas fuentes. Así, no se señala la conectividad del establecimiento. Por ejemplo, podría no tenerse conexión en el establecimiento, a pesar de haber cobertura en otras localidades del departamento. Por eso, esta variable se define como el grado de cobertura dentro del departamento, ya que se considera que es la mejor aproximación (a mayor cobertura generalizada, más probable es que la haya donde se encuentran los productores encuestados).<sup>14</sup> Por otra parte, la educación proviene de una muestra de productores agropecuarios realizada por el INDEC, de modo que esta puede diferir de la educación de los productores observados en la encuesta de MoA.

Tabla 3: correlación entre variables

| Variable    | Correlación empírica |
|-------------|----------------------|
| Cultivos    | 0.284***             |
| Cooperativa | 0.082                |
| Superficie  | 0.079                |
| Banco       | 0.066                |
| Alquila     | 0.064                |
| Conexión    | 0.021                |
| Cuad. Exp.  | 0.019                |
| Computadora | 0.011                |
| Educación   | -0.029               |
| Experiencia | -0.072               |
| Ganadería   | -0.279***            |

Extendiendo el análisis anterior, en general las variables no están correlacionadas a nivel individual en forma significativa con la adopción a nivel departamento. Esto resulta en línea con lo esperable dada la gran amplitud de factores señalados en el Capítulo 2 que determinan las decisiones de adopción. En la Tabla 3 se presentan los coeficientes de correlación individual donde se observa que solo dos variables tienen un coeficiente estadísticamente significativo, utilizando un test de correlación al 1% de significancia Bacchini et al. (2018).

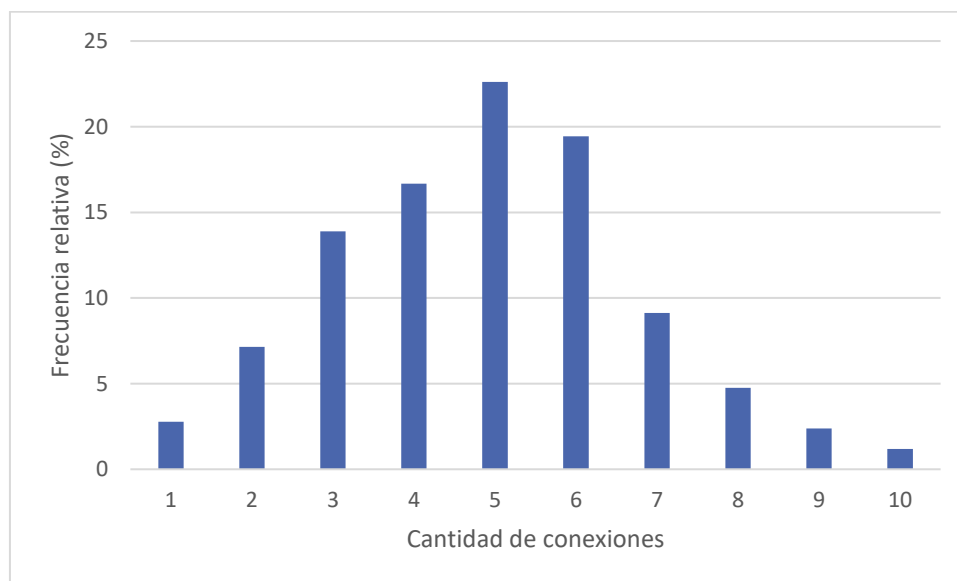
<sup>14</sup> Cabe recordar que no se dispone de la localización de los productores a nivel localidad, y por eso la aproximación se realiza a nivel departamento.

Así, el cultivo de las variedades más difundidas y la actividad en ganadería además de tener coeficiente significativo, tienen una correlación con el signo esperado (positivo y negativo respectivamente).

## 5. Resultados

La matriz de contigüidad utilizada en el ejercicio es de tipo reina de primer orden y es estandarizada por filas. Dada esta elección se puede observar que no hay departamentos que no tengan conexiones. A su vez, el número promedio de conexiones es de 4,9 y la mediana es de 5. En la Figura 3 se observa la distribución del número de conexiones. Allí se aprecia que tiene un comportamiento razonable: no es fuertemente asimétrica y no es multimodal. Sobre esta matriz de contigüidad se trabajará inicialmente, aunque también se presentarán alternativas como control de robustez de los resultados obtenidos.

Figura 3: frecuencia relativa del número de conexiones



El primer modelo se corresponde con una regresión tradicional por mínimos cuadrados ordinarios. Esta regresión asume implícitamente la ausencia de correlación espacial. Un 98% de los valores predichos por el modelo se encuentran dentro del intervalo  $[0;1]$  lo cual sugiere la consistencia del método de estimación aquí utilizado (Friedman, 2012; Wooldridge, 2002, p. 455). El signo de los parámetros estimados se encuentra, generalmente, dentro de los valores esperados. Estos resultados pueden observarse en la Columna 1 de la Tabla 4.

Tabla 4: Resultados principales

|               | Modelo clásico (MCO)<br>(1) | Modelo espacial (SLM)<br>(2) |
|---------------|-----------------------------|------------------------------|
| Superficie    | 0.015***<br>(0.005)         | 0.013***<br>(0.005)          |
| Alquila       | -0.002<br>(0.018)           | -0.001<br>(0.017)            |
| Computadora   | -0.011<br>(0.016)           | -0.011<br>(0.016)            |
| Cultivos      | 0.057***<br>(0.015)         | 0.048***<br>(0.015)          |
| Ganadería     | -0.045**<br>(0.017)         | -0.041**<br>(0.017)          |
| Cooperativa   | 0.014<br>(0.02)             | 0.015<br>(0.019)             |
| Banco         | 0.021<br>(0.03)             | 0.021<br>(0.029)             |
| Experiencia   | -0.001<br>(0.001)           | -0.001<br>(0.001)            |
| Cuad. Exp.    | 0<br>(0)                    | 0<br>(0)                     |
| Educación     | -0.015<br>(0.031)           | -0.015<br>(0.029)            |
| Conexión      | 0.014<br>(0.018)            | 0.015<br>(0.017)             |
| Constante     | -0.04<br>(0.055)            | -0.042<br>(0.053)            |
| $\rho$        | -<br>(-)                    | 0.205**<br>(0.081)           |
| Observaciones | 252                         | 252                          |
| R2            | 0.158                       | 0.184                        |

*Nota: \* $p < 0.1$ ; \*\* $p < 0.05$ ; \*\*\* $p < 0.01$*

La superficie y el cultivo de soja, trigo o maíz son variables que se encuentran vinculadas positivamente y, además, son estadísticamente significativas para pronosticar la adopción promedio en cada departamento. El indicador de conectividad utilizado y la integración al sistema financiero no resultan estadísticamente significativas, a pesar de que el signo encontrado aquí es el esperado. Por otra parte, las actividades en ganadería presentan una asociación negativa y estadísticamente significativa; lo mismo sucede con el alquiler de una porción del terreno donde se produce, aunque esta no es significativa. Finalmente, frente a la

experiencia prácticamente no se encuentra relación dada la baja magnitud e insignificancia de los coeficientes, ya que no se puede rechazar la hipótesis nula para un test de significatividad individual, ni para uno de significatividad conjunta para esta variable y su cuadrado.

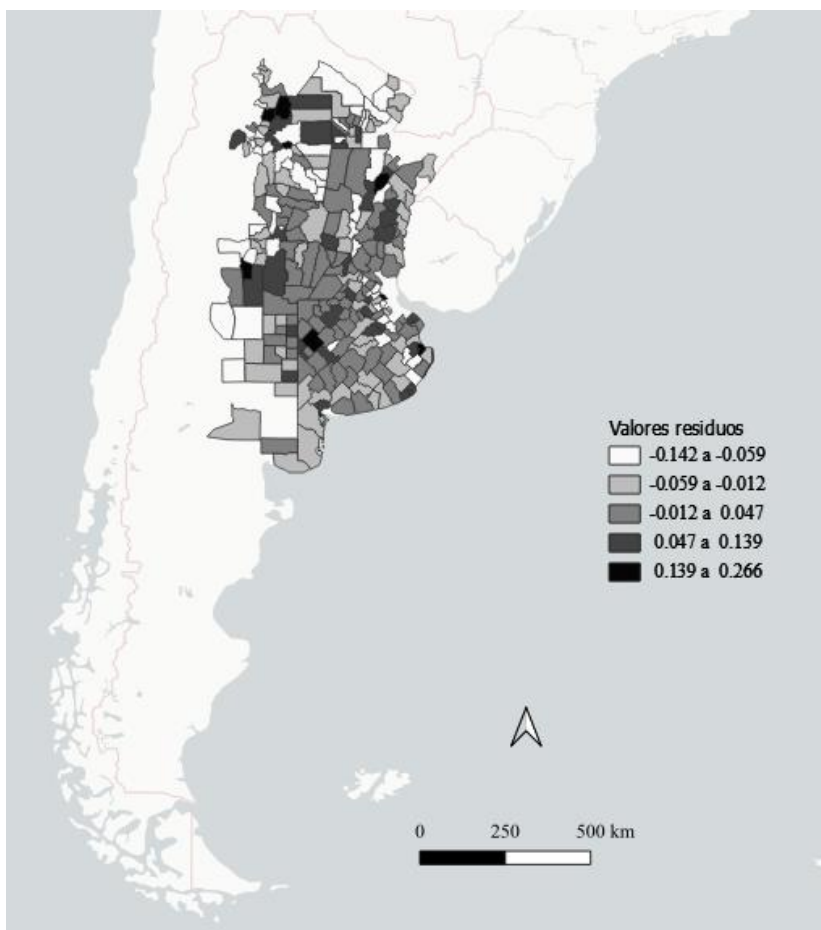
En contraposición, la pertenencia a cooperativas, la utilización de sistemas computacionales de control y la educación presentan signos contrarios a lo esperado, pero ninguna de estas es estadísticamente significativa para explicar la adopción. Respecto a esto, cabe destacar que la pertenencia a cooperativas no es un aspecto profundamente estudiado o destacado en la revisión bibliográfica realizada. Por otra parte, debe recordarse que la educación es una variable utilizada en forma auxiliar, como una variable de control, ya que es obtenida a partir de otra muestra. En ese mismo sentido, la conectividad presenta la misma debilidad de modo que tampoco sería recomendable extraer conclusiones anticipadas.

Los residuos de esta regresión son presentados en la Figura 4, la cual pareciera sugerir la presencia de efectos espaciales que no son tenidos en cuenta en el modelo. Para analizar si corresponde incluir en la especificación estos efectos se realizaron una serie de tests. En primer lugar, se utilizó el test valiéndose de la I de Moran desde un enfoque de permutaciones (Anselin, 2020). En este test, la hipótesis nula se condice con la ausencia de autocorrelación espacial y un pseudo p-valor de 0,001. Si bien es una herramienta ampliamente utilizada y aporta evidencia a la hipótesis de la presencia de efectos espaciales, es un test que es sensible a otros problemas, como la presencia de heterocedasticidad o problemas de mala especificación (Anselin et al., 1996).

Para definir la especificación de los modelos se utilizaron los tests LM presentados en la sección de metodología. Los resultados obtenidos al realizar estos tests sugieren la necesidad de incorporar efectos endógenos. Esto es así porque el pvalor en el caso del test LM-Lag es de 0,03 mientras que en el test LM-Error es de 0,23. Esto sugiere que se debería estimar un modelo de lag espacial (SLM), cuyos resultados son incluidos en la Columna 2 de la Tabla 4. Allí se puede observar el signo positivo y la significatividad estadística del parámetro  $\rho$ , que refleja el efecto endógeno. Esto añade evidencia a la relevancia de los efectos contagio en la adopción de tecnologías en agricultura.



Figura 4: Residuos de la regresión no espacial



Complementariamente, puede observarse que para este modelo las estimaciones puntuales son de menor magnitud. Esto, no obstante, no presenta una interpretación directa a modo definitivo ya que sería necesario incorporar el efecto indirecto, lo cual puede observarse en la Tabla 5, donde la significatividad estadística se obtuvo mediante un proceso de simulación (Bivand et al., 2021; LeSage & Pace, 2009). En ellas se puede apreciar que, a la vez que el efecto directo es menor, el efecto medio total estimado de las variables es en realidad mayor que el obtenido mediante una regresión que no incorpora dependencia espacial.

No obstante, cabe señalar que el efecto total de una variable se debe al resultado de interacciones. Por ello, el efecto esperado total sobre la adopción no se asocia con una reacción inmediata, si no con el resultado final de largo plazo de interacciones entre agentes.

Tabla 5: Desagregación de efectos

|             | Efecto<br>directo | Efecto<br>indirecto | Efecto<br>total |
|-------------|-------------------|---------------------|-----------------|
| Superficie  | 0.014***          | 0.003               | 0.017***        |
| Alquila     | -0.001            | 0                   | -0.001          |
| Computadora | -0.011            | -0.003              | -0.014          |
| Cultivos    | 0.048***          | 0.012*              | 0.06***         |
| Ganadería   | -0.041**          | -0.01               | -0.051**        |
| Cooperativa | 0.015             | 0.004               | 0.019           |
| Banco       | 0.021             | 0.005               | 0.027           |
| Experiencia | -0.001            | 0                   | -0.001          |
| Cuad. Exp.  | 0                 | 0                   | 0               |
| Educación   | -0.015            | -0.004              | -0.019          |
| Conexión    | 0.015             | 0.004               | 0.018           |

*Nota: \* $p < 0.1$ ; \*\* $p < 0.05$ ; \*\*\* $p < 0.01$*

Para controlar la validez de los resultados se realizaron ejercicios de robustez. En primer lugar, en los ejercicios presentados, se utiliza un gran número de variables, de las cuales pocas presentan un poder explicativo estadísticamente significativo sobre la adopción de tecnologías. Esto podría traer aparejadas inquietudes sobre la eficiencia del proceso de estimación. Dada la cantidad limitada de muestras, se presentan en la primera parte del Anexo 3 resultados omitiendo estas variables.

Por otra parte, en estas aplicaciones la matriz de pesos espaciales resulta vital para los resultados. En esencia, esta describe las interacciones entre observaciones, de modo que es determinante en las distintas etapas del proceso. A modo de control, en la segunda parte del Anexo 3 se presentan ejercicios utilizando matrices alternativas que se basan en el criterio de vecinos más cercanos.

## 6. Conclusiones

La Agricultura de Precisión representa un avance tecnológico que permite extender el potencial de la agricultura, a la vez que se traduce en prácticas más ecológicas. Este trabajo

se centró en los determinantes de la adopción, analizando cuáles eran los factores más frecuentemente asociados a mayores niveles de adopción a nivel departamental.

A grandes rasgos, los resultados se encuentran en línea con lo que sugiere la literatura. Por ejemplo, la mayor superficie se asocia a mayores niveles de adopción tecnológica. No obstante, este estudio incorpora un elemento adicional, al utilizar un análisis espacial. En este sentido, se añade como aspecto novedoso la evidencia que apoya la presencia de efectos de contagio. Esto refleja la relevancia de las interacciones al interior del proceso de difusión tecnológica, lo cual se encuentra en línea con otros trabajos que estudian la difusión de tecnologías en otros sectores.

## Referencias

- Ahumada, H. A., Gabrielli, M. F., Herrera Gomez, M. H., & Sosa Escudero, W. (2018). Fundamentos de Econometría Espacial Aplicada. En *Una nueva econometría: Automatización, big data, econometría espacial y estructural* (pp. 107-155). Universidad Nacional del Sur.
- Akudugu, M. A., Guo, E., & Dadzie, S. K. (2012). Adoption of modern agricultural production technologies by farm households in Ghana: What factors influence their decisions. *UDSpace*.
- Angst, C. M., Agarwal, R., Sambamurthy, V., & Kelley, K. (2010). Social contagion and information technology diffusion: The adoption of electronic medical records in US hospitals. *Management Science*, 56(8), 1219-1241.
- Anselin, L. (1988). Model validation in spatial econometrics: A review and evaluation of alternative approaches. *International Regional Science Review*, 11(3), 279-316.
- Anselin, L. (2005). Exploring spatial data with GeoDaTM: a workbook. *Center for spatially integrated social science*.
- Anselin, L. (2013). *Spatial econometrics: Methods and models* (Vol. 4). Springer Science & Business Media.
- Anselin, L. (2020). Global Spatial Autocorrelation (1). En *Global Spatial Autocorrelation (1)*. GeoDa.  
[https://geodacenter.github.io/workbook/5a\\_global\\_auto/lab5a.html#fnref2](https://geodacenter.github.io/workbook/5a_global_auto/lab5a.html#fnref2)
- Anselin, L., Bera, A. K., Florax, R., & Yoon, M. J. (1996). Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Regional science and urban economics*, 26(1), 77-104.
- Bacchini, D., Vázquez, L. V., Bianco, M. J., & Casparri, M. T. (2018). *Introducción a la Probabilidad y a la Estadística*. Bacchini, Darío—Biblioteca Digital FCE.  
[http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/econ/collection/libros/document/Bacchini\\_Introduccion-a-la-probabilidad-y-a-la-estadistica-2018](http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/econ/collection/libros/document/Bacchini_Introduccion-a-la-probabilidad-y-a-la-estadistica-2018)
- Banerjee, S., & Martin, S. (2008). A Binary Logit Analysis of Factors Impacting Adoption of Genetically Modified Cotton. *AgBioForum*, 12.
- Banerjee, S., Martin, S. W., Roberts, R. K., Larkin, S. L., Larson, J. A., Paxton, K. W., English, B. C., Marra, M. C., & Reeves, J. M. (2008). A binary logit estimation of

- factors affecting adoption of GPS guidance systems by cotton producers. *Journal of agricultural and applied economics*, 40(1), 345-355.
- Baumont, C., Ertur, C., & Le Gallo, J. (2003). Spatial Convergence Clubs and the European Regional Growth Process, 1980–1995. En B. Fingleton (Ed.), *European Regional Growth* (pp. 131-158). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-662-07136-6\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-662-07136-6_5)
- Beck, N., Gleditsch, K. S., & Beardsley, K. (2006). Space is more than geography: Using spatial econometrics in the study of political economy. *International studies quarterly*, 50(1), 27-44.
- Besley, T., & Case, A. (1993). Modeling technology adoption in developing countries. *The American economic review*, 83(2), 396-402.
- Bisang, R. (2017). *Problemas actuales y perspectivas futuras de la producción y comercialización de granos* (pp. 143-159). Universidad de Buenos Aires. Facultad de Ciencias Económicas.
- Bisang, R., Anlló, G., & Campi, M. (2008). Una revolución (no tan) silenciosa. Claves para repensar el agro en Argentina. *Desarrollo económico*, 165-207.
- Bivand, R., Millo, G., & Piras, G. (2021). A Review of Software for Spatial Econometrics in R. *Mathematics*, 9(11). <https://doi.org/10.3390/math9111276>
- Bongiovanni, R. (2009). Econometría espacial aplicada a la agricultura de precisión. *Actualidad Económica*, 19(67).
- Bröring, S., Laibach, N., & Wustmans, M. (2020). Innovation types in the bioeconomy. *Journal of Cleaner Production*, 266, 121939.
- Camerani, R., Corrocher, N., & Fontana, R. (2016). Drivers of diffusion of consumer products: Empirical evidence from the digital audio player market. *Economics of Innovation and New Technology*, 25(7), 731-745.
- Carraresi, L., Berg, S., & Bröring, S. (2018). Emerging value chains within the bioeconomy: Structural changes in the case of phosphate recovery. *Journal of Cleaner Production*, 183, 87-101.
- Comin, D. A., Dmitriev, M., & Rossi-Hansberg, E. (2012). *The spatial diffusion of technology*. National Bureau of Economic Research.
- Dall'erba, S., & Le Gallo, J. (2007). The impact of EU regional support on growth and employment. *Finance a Uver*, 57(7-8), 325-340.
- Diamond, J. M., & Ordunio, D. (1999). *Guns, germs, and steel*. Books on Tape.
- English, B. C., Roberts, R. K., & Larson, J. A. (2000). A logit analysis of precision farming technology adoption in Tennessee. *Knoxville: The University of Tennessee Agricultural Experiment Station, Department of Agricultural Economics*, 1-22.
- Ertur, C., Le Gallo, J., & Baumont, C. (2006). The European Regional Convergence Process, 1980-1995: Do Spatial Regimes and Spatial Dependence Matter? *International Regional Science Review*, 29(1), 3-34. <https://doi.org/10.1177/0160017605279453>
- Feeney, R., Berardi, M., Bertossi, O., Steiger, C., Piazzardi, B., Colombo, M., & Preumayr, F. (2010). Encuesta sobre las necesidades del Productor Agropecuario Argentino. *Rosario: Universidad Austral*.
- Feeney, R., Mac Clay, P., Piazzardi, B., Steiger, C., & Mandrile, J. (2012). Encuesta sobre las necesidades del Productor Agropecuario Argentino. *Rosario: Universidad Austral*.

- Florax, R. J., Voortman, R. L., & Brouwer, J. (2002). Spatial dimensions of precision agriculture: A spatial econometric analysis of millet yield on Sahelian coversands. *Agricultural Economics*, 27(3), 425-443.
- Friedman, J. (2012). *Whether to probit or to probe it: In defense of the Linear Probability Model*. <https://blogs.worldbank.org/impactevaluations/whether-to-probit-or-to-probe-it-in-defense-of-the-linear-probability-model>
- Gebbers, R., & Adamchuk, V. I. (2010). Precision agriculture and food security. *Science*, 327(5967), 828-831.
- Griffin, T. W., & Lowenberg-DeBoer, J. (2005). Worldwide adoption and profitability of precision agriculture Implications for Brazil. *Revista de Política Agrícola*, 14(4), 20-37.
- Griffith, D. A. (1995). Some guidelines for specifying the geographic weights matrix contained in spatial statistical models. *Practical handbook of spatial statistics*.
- Khera, P., Ng, S., Ogawa, S., & Sahay, R. (2021). *Measuring Digital Financial Inclusion in Emerging Market and Developing Economies: A New Index*.
- Kmenta, J. (1971). *Elements of Econometrics*.
- Lachman, J., & López, A. (2018). Nuevas oportunidades y desafíos productivos en la Argentina: Resultados de la Primera Encuesta Nacional a Empresas de Agricultura y Ganadería de Precisión. *IIEP-BAIRES, Serie Documentos de Trabajo*, 38.
- Lachman, J., López, A. F., Tinghitella, G., & Gómez Roca, S. (2021). Las Agtech en Argentina: Desarrollo reciente, situación actual y perspectivas. *IIEP-BAIRES, Serie Documentos de Trabajo*, 57.
- LeSage, J. P., & Pace, K. (2009). An introduction to spatial econometrics. *Revue d'économie industrielle*, 123, 19-44.
- Lowenberg-DeBoer, J. (2019). The economics of precision agriculture. En *Precision agriculture for sustainability* (pp. 481-502). Burleigh Dodds Science Publishing.
- Lowenberg-DeBoer, J., & Erickson, B. (2019). Setting the record straight on precision agriculture adoption. *Agronomy Journal*.
- Manski, C. (1993). *Identification of Endogenous Social Effects: The Reflection Problem / The Review of Economic Studies | Oxford Academic*.  
<https://academic.oup.com/restud/article-abstract/60/3/531/1570385?login=false>
- Méndez, A., Vélez, J., Villarroel, D., & Scaramuzza, F. (2014). Evolución de la Agricultura de Precisión en Argentina en los últimos 15 años. *Red Agric. Preci*, 13(09).
- Ortega, R., Flores, L., INIA, C. Q., de Recursos Naturales, D., & Ambiente, M. (1999). Agricultura de Precisión: Introducción al manejo sitio-específico. *Ministerio de Agricultura, Instituto de investigaciones agropecuarias. CRI Quilamapu.(Chile)*, 13-46.
- Pandit, M., Paudel, K. P., Mishra, A. K., & Segarra, E. (2012). *Adoption and Nonadoption of Precision Farming Technologies by Cotton Farmers*. Agricultural & Applied Economics Association.
- Paudel, K. P., Pandit, M., Mishra, A. K., & Segarra, E. (2011). *Why Don't Farmers Adopt Precision Farming Technologies in Cotton Production?* Agricultural & Applied Economics Association.
- Paxton, K. W., Mishra, A. K., Chintawar, S., Larson, J. A., Roberts, R. K., English, B. C., Lambert, D. M., Marra, M. C., Larkin, S. L., Reeves, J. M., & others. (2010). Precision agriculture technology adoption for cotton production. *Agricultural and Resource Economics Review*, 40, 133-144.

- Pierce, F. J., & Nowak, P. (1999). Aspects of precision agriculture. *Advances in agronomy*, 67, 1-85.
- Rogers, E. M. (1962). Diffusion of Innovations. *Free Press of Glencoe, NY*, 32, 891-937.
- Sarrias, M. (2020). *Lecture 1: Introduction to Spatial Econometric*. 106.
- Sarrias, M. (2020). *Notes on Spatial Econometrics*.
- Scaramuzza, F., Vélez, J., & Villarroel, D. (2016). Adopción de Agricultura de Precisión en Argentina: Evolución en los principales segmentos. *Agricultura y Ganadería de precisión y agregado de valor en origen*.
- Schimmelpfennig, D. (2016). *Farm profits and adoption of precision agriculture*. <https://www.ers.usda.gov/webdocs/publications/80326/err-217.pdf?v=0>
- Skreli, E., Kola, R., & Osmani, M. (2011). Factors determining collective action in Albanian agriculture: Case of apple producers in Albania. *Albanian Journal of Agricultural Sciences*, 10(3), 35-41.
- Stoneman, P., & Battisti, G. (2010). The diffusion of new technology. En *Handbook of the Economics of Innovation* (Vol. 2, pp. 733-760). Elsevier.
- Sunding, D., & Zilberman, D. (2001). The agricultural innovation process: Research and technology adoption in a changing agricultural sector. *Handbook of Agricultural Economics*, 1, 207-261. [https://doi.org/10.1016/S1574-0072\(01\)10007-1](https://doi.org/10.1016/S1574-0072(01)10007-1)
- Tey, Y. S., & Brindal, M. (2012). Factors influencing the adoption of precision agricultural technologies: A review for policy implications. *Precision agriculture*, 13(6), 713-730.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic geography*, 46(sup1), 234-240.
- Triguero, A., Moreno-Mondéjar, L., & Davia, M. A. (2013). Drivers of different types of eco-innovation in European SMEs. *Ecological economics*, 92, 25-33.
- Van der Wal, T. (2019). *Why is adoption of precision ag so slow?* <https://www.futurefarming.com/smart-farming/why-is-adoption-of-precision-ag-so-slow/>
- Villarroel, D. D., Scaramuzza, F. M., & Melchiori, R. J. (2020). *Estimación de la evolución en la adopción de componentes de Agricultura de Precisión de cara al inicio de una década de Agricultura digitalizada*. INTA. <https://repositorio.inta.gob.ar/handle/20.500.12123/9513>
- Wooldridge, J. M. (2002). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. MIT Press.

## Anexo 1. Unidades aisladas

En total, se cuenta con información para 266 departamentos. Los departamentos que se deben excluir por encontrarse aislados son:

- Buenos Aires, Ezeiza
- Buenos Aires, Hurlingham
- Buenos Aires, Vicente López
- Chubut, Biedma
- Jujuy, Santa Bárbara
- Neuquén, Pehuenches
- Neuquén, Picunches
- Salta, General José de San Martín
- Salta, Orán
- San Juan, Sarmiento

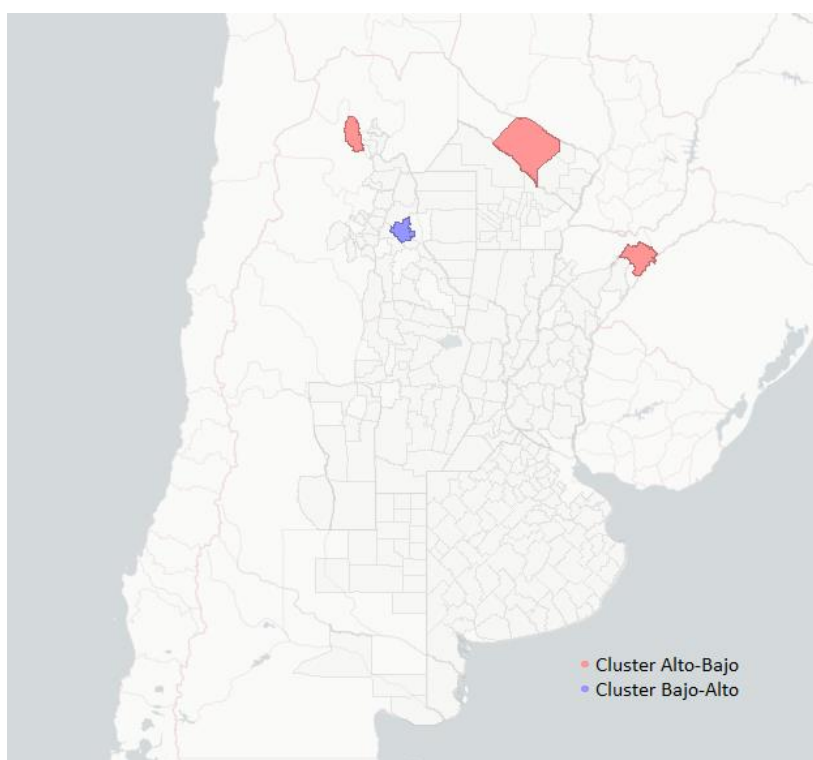
Este filtro afecta un 3,7% de la muestra; de modo que finalmente se dispone de información de 256 departamentos, distribuidos entre las siguientes ocho provincias:

- Buenos Aires (96)
- Córdoba (23)
- Chaco (20)
- Santa Fe (19)
- Santiago del Estero (19)
- Entre Ríos (16)
- La Pampa (16)
- Corrientes (10)
- Tucumán (9)
- San Luis (7)
- Salta (6)
- Formosa (5)
- Catamarca (4)
- Río Negro (3)
- Jujuy (2)
- Mendoza (1)

## Anexo 2. Unidades atípicas y mapa LISA

En la Figura 5 se presenta el Mapa LISA utilizado en la Sección 4 para la detección de outliers. Se observa que los departamentos de Patiño (Formosa), Santo Tomé (Corrientes) y Rosario de Lerma (Salta) son nodos de clusters Alto-Bajo. Esto refleja que son departamentos con valores de adopción particularmente elevados, mientras que sus vecinos tienen valores bajos. Por otra parte, el departamento de Banda (Santiago del Estero) es el nodo de un cluster Bajo-Alto, lo cual se condice con la situación inversa.

Figura 5: Mapa LISA



Este análisis es particularmente relevante dado el conjunto acotado de información utilizado. Por ejemplo, los departamentos de Santo Tomé y Rosario de Lerma tienen únicamente una unidad vecina con información disponible. Para estudiar el patrón completo sería conveniente tener información de todos sus departamentos vecinos para verificar si efectivamente se trata de unidades atípicas. En parte, esto motiva la elección de un nivel de significancia particularmente bajo en los tests (0,01%).



## Anexo 3: controles de robustez

### Omisión de controles irrelevantes

Dada la limitada cantidad de observaciones, en este apartado se presentan resultados omitiendo variables que en las regresiones resultaron irrelevantes. Aquí se presenta la omisión de todas, pero el proceso de depuración del modelo fue gradual y no se obtuvieron resultados diferentes en estos casos. A su vez, cabe señalar que la experiencia se omite ya que ni esta, ni su cuadrado resultaron significativas ni a nivel individual, ni en conjunto.

En la Tabla 6 se puede observar nuevamente la estabilidad de los resultados. Las Columnas 1 y 2 ya fueron presentadas en la Tabla 4, pero se incluyen aquí para facilitar la comparación. En las Columnas 3 y 4 se añaden los resultados de la estimación de los modelos sin incluir las variables de control que no resultaron estadísticamente significativas.

Tabla 6: Estimación omitiendo variables de control

|                    | Sin efectos<br>original<br>(1) | SLM<br>original<br>(2) | Sin efectos<br>alternativo<br>(3) | SLM<br>alternativo<br>(4) |
|--------------------|--------------------------------|------------------------|-----------------------------------|---------------------------|
| Superficie         | 0.015***<br>(0.005)            | 0.013***<br>(0.005)    | 0.016***<br>(0.005)               | 0.014***<br>(0.005)       |
| Cultivos           | 0.057***<br>(0.015)            | 0.048***<br>(0.015)    | 0.054***<br>(0.014)               | 0.046***<br>(0.014)       |
| Ganadería          | -0.045**<br>(0.017)            | -0.041**<br>(0.017)    | -0.051***<br>(0.016)              | 0.047***<br>(0.016)       |
| Constante          | -0.04<br>(0.055)               | -0.042<br>(0.053)      | -0.044<br>(0.036)                 | -0.042<br>(0.035)         |
| $\rho$             | -                              | 0.205**<br>(0.081)     | -                                 | 0.206**<br>(0.081)        |
| Otros<br>controles | Sí                             | Sí                     | No                                | No                        |
| Observaciones      | 252                            | 252                    | 252                               | 252                       |
| R2                 | 0.158                          | 0.184                  | 0.143                             | 0.17                      |

En la Columna 3 se puede observar el resultado de la estimación del modelo sin incorporar efectos espaciales. Al realizar los tests de especificación, se obtienen

resultados en línea con lo encontrado previamente. Hay evidencia de autocorrelación espacial y se deberían incorporar efectos espaciales endógenos. Más precisamente, la hipótesis nula del test LM-Error no se puede rechazar con un nivel de significancia menor al 20%, mientras que la del test LM-Lag sí, con un pvalor de 2,5%.

#### Alternativas para la matriz $W$

En el apartado anterior se realizaron regresiones, donde se aportó evidencia en favor de la relevancia de la dependencia espacial. La estrategia sugirió la conveniencia de utilizar un modelo SLM. No obstante, todos los resultados se encuentran sujetos a la forma de la matriz  $W$ . En este trabajo, se utilizó la matriz más usual en la literatura (*i.e.*, tipo reina). A modo de control, a continuación, se presentan los resultados utilizando matrices de distancia alternativas.

Las alternativas que se escogieron fueron de  $k$  vecinos cercanos, donde se comprobaron los resultados para  $k = \{4,5\}$ . Estas dos alternativas se probaron en su versión estándar, en la cual una unidad puede ser vecina de otra, pero no en el sentido opuesto. A fines expositivos, a estas alternativas se las denotará como  $nn4$  y  $nn5$ , respectivamente. Por ello, también se introdujo la transformación simétrica de estas, aquí llamadas  $nn4-sim$  y  $nn5-sim$ . Los resultados de los tests espaciales se pueden observar en la Tabla 7.

Tabla 7: Tests con matrices de distancia alternativa

| Test   | nn4          | nn4-sim      | nn5          | nn5-sim      |
|--------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| LMerr  | 0.082        | 0.069        | 0.167        | 0.142        |
| LMlag  | 0.009        | 0.004        | <b>0.017</b> | <b>0.016</b> |
| RLMerr | 0.014        | 0.005        | 0.006        | 0.019        |
| RLMlag | <b>0.002</b> | <b>0.000</b> | 0.001        | 0.003        |

En el caso de las matrices de 5 vecinos cercanos se deriva de los tests que se debería estimar un modelo SLM. Para los casos donde se utilizan matrices de 4 vecinos cercanos, se observa que el pvalor del test LM-Error es superior a 0.05, de modo que la intuición dependería en mayor medida de qué nivel de significancia crítico se escogiera. De acuerdo con Anselin (2017), en estos casos es sugerible utilizar los tests robustos y, en caso de ser necesario, elegir el de menor pvalor. Siguiendo esta línea, las distintas alternativas también conducen a la estimación de SLM.

Tabla 8: modelos espaciales utilizando distintas matrices de distancia

|               | Reina               | nn4                 | nn4_sim             | nn5                 | nn5_sim             |
|---------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|               | (1)                 | (2)                 | (3)                 | (4)                 | (5)                 |
| Superficie    | 0.013***<br>(0.005) | 0.013***<br>(0.005) | 0.013***<br>(0.005) | 0.014***<br>(0.005) | 0.014***<br>(0.005) |
| Alquila       | -0.001<br>(0.017)   | -0.001<br>(0.017)   | -0.002<br>(0.017)   | -0.001<br>(0.017)   | -0.001<br>(0.017)   |
| Computadora   | -0.011<br>(0.016)   | -0.008<br>(0.016)   | -0.011<br>(0.016)   | -0.01<br>(0.016)    | -0.012<br>(0.016)   |
| Cultivos      | 0.048***<br>(0.015) | 0.046***<br>(0.015) | 0.045***<br>(0.015) | 0.048***<br>(0.015) | 0.047***<br>(0.015) |
| Ganadería     | -0.041**<br>(0.017) | -0.042**<br>(0.017) | -0.040**<br>(0.017) | -0.043**<br>(0.017) | -0.042**<br>(0.017) |
| Cooperativo   | 0.015<br>(0.019)    | 0.012<br>(0.019)    | 0.012<br>(0.019)    | 0.012<br>(0.019)    | 0.013<br>(0.019)    |
| Banco         | 0.021<br>(0.029)    | 0.018<br>(0.029)    | 0.018<br>(0.029)    | 0.017<br>(0.029)    | 0.017<br>(0.029)    |
| Experiencia   | -0.001<br>(0.001)   | -0.001<br>(0.001)   | -0.001<br>(0.001)   | -0.001<br>(0.001)   | -0.001<br>(0.001)   |
| Cuad. Exp.    | 0<br>(0)            | 0<br>(0)            | 0<br>(0)            | 0<br>(0)            | 0<br>(0)            |
| Educación     | -0.015<br>(0.029)   | -0.015<br>(0.029)   | -0.014<br>(0.029)   | -0.015<br>(0.03)    | -0.014<br>(0.029)   |
| Conexión      | 0.015<br>(0.017)    | 0.014<br>(0.017)    | 0.013<br>(0.017)    | 0.013<br>(0.017)    | 0.012<br>(0.017)    |
| Constante     | -0.042<br>(0.053)   | -0.035<br>(0.053)   | -0.035<br>(0.053)   | -0.038<br>(0.053)   | -0.038<br>(0.053)   |
| $\rho$        | 0.205**<br>(0.081)  | 0.223***<br>(0.081) | 0.249***<br>(0.082) | 0.231***<br>(0.089) | 0.239***<br>(0.091) |
| Observaciones | 252                 | 252                 | 252                 | 252                 | 252                 |
| R2            | 0.184               | 0.189               | 0.195               | 0.184               | 0.185               |

Consecuentemente, se procedió a la estimación de los modelos SLM utilizando las distintas matrices de distancia propuestas. En la Tabla 8 se pueden ver estos resultados, donde en la Columna 1 se incorporan nuevamente los resultados de la Columna 2 de la

Tabla 4 para facilitar la comparación. De esta tabla se puede observar la estabilidad de las estimaciones frente a cambios en la matriz de distancias utilizada.