



INFORME DE EVALUACIÓN
**INSTRUMENTOS
DE APOYO A LA
INNOVACIÓN
EMPRESARIAL**

ANEXOS
METODOLÓGICOS

Anexo I. AMPLIACIÓN METODOLÓGICA DE LA EVALUACIÓN DE IMPACTO

Este método, calcula el efecto de tratamiento mediante la comparación del grupo de tratamiento y el grupo de control en términos del cambio en el tiempo en la variable de resultado respecto de un período base en el cual el programa todavía no había sido implementado. Es decir, dados dos momentos del tiempo. $t=0$ anterior a la aplicación del programa y $t=1$ posterior a la aplicación del programa y llamando Y_t^T la cantidad de publicaciones para aquellos participantes del programa (tratados) en el período t y Y_t^{NT} el equivalente para los no tratados. El impacto del programa está dado según se muestra en el siguiente cuadro:

Cuadro AI.1: Construcción del estimador de diferencias-en-diferencias

	Tratados	No tratados	Estimador de diferencias en diferencias
t=1	Y_1^T	Y_1^{NT}	
t=0	Y_0^T	Y_0^{NT}	
Diferencia	$(Y_1^T - Y_0^T)$	$(Y_1^{NT} - Y_0^{NT})$	$(Y_1^T - Y_0^T) - (Y_1^{NT} - Y_0^{NT})$

El método de diferencias en diferencias consiste en calcular en una primera instancia la diferencia en la variable de resultados entre ambos períodos en cada grupo, para luego calcular la diferencia entre el cambio observado entre los dos períodos en el grupo de tratamiento respecto del cambio observado entre ambos períodos en el grupo de control.

En la práctica, se obtiene un impacto estimado que surge de tomar el promedio de las variables expuestas en la tabla precedente, para cada período.

Formalmente, el impacto del programa en la variable de interés suele calcularse mediante métodos de regresión. En este caso, suponiendo la situación más simple donde solamente existen dos períodos de comparación, la regresión utilizada para medir el efecto del programa es la siguiente:

$$(1) y_{it} = \alpha + \beta_1 T_i + \beta_2 t_t + \beta_3 T_i \cdot t + \varepsilon_{it}$$

donde y_{it} es la variable de resultado de la empresa i en el momento t ; T_i es una variable binaria que toma el valor 1 si la empresa se encuentra en el grupo de tratamiento y 0 en caso contrario; t_t es una variable binaria que tiene valor 0 en el período anterior a la otorgamiento del beneficio (en el panel 1 hasta el año 2008), y toma el valor 1 en el período posterior (desde 2009 en adelante) y ε_{it} es un término de perturbación que en promedio es cero y contiene elementos que pueden afectar y_{it} pero no están captados en la regresión. Los elementos inobservados se suponen que no están correlacionados con T .

La ecuación (1) sigue la misma lógica de la tabla anterior, por lo que planteado de esta manera, el parámetro de interés, es decir, el que mide el impacto del programa es β_3 . Esto se puede demostrar fácilmente tomando la esperanza matemática de la ecuación (1) para cada valor de t y T y calcular la diferencia como en el cuadro anterior de la siguiente manera.

$$E(y|T = 1, t = 1) = \alpha + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$$

$$E(y|T = 0, t = 1) = \alpha + \beta_2$$

$$E(y|T = 1, t = 0) = \alpha + \beta_1$$

$$E(y|T = 0, t = 0) = \alpha$$

$$[E(y|T = 1, t = 1) - E(y|T = 1, t = 0)] - [E(y|T = 0, t = 1) - E(y|T = 0, t = 0)] =$$

$$[(\alpha + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3) - (\alpha + \beta_1)] - [(\alpha + \beta_2) - (\alpha)] = (\beta_2 + \beta_3) - (\beta_2) = \beta_3$$

Los parámetros β_1 y β_2 miden respectivamente las diferencias de base que existen en la variable de resultado entre tratados y no tratados y el cambio temporal entre los períodos de pre y post tratamiento común a todos los individuos.

La regresión anterior puede plantearse también incluyendo variables adicionales que reflejen características de los individuos y que estén afectando la variable de resultado.

Dichas variables se incluyen en la estimación de manera de tener en cuenta factores adicionales que pueden estar afectando la variable de resultado además de la participación en el instrumento. Al incluir dichas variables adicionales en la regresión su efecto es controlado y el coeficiente asociado a la variable del impacto del programa queda “depurado” de los efectos de las demás variables. Es decir, mide de una manera más acertada el efecto del programa.

La ecuación (1) con variables adicionales, en su conjunto denominadas por X_{it} , quedaría de la forma:

$$(2) y_{it} = \alpha + \beta_1 T_i + \beta_2 t_i + \beta_3 T_i \cdot t + X + \varepsilon_{it}$$

La ecuación (1) puede generalizarse para el caso de múltiples períodos y plantearse como una regresión conocida como de *efectos fijos* de la siguiente forma:

$$(3) y_{it} = \alpha_i + \mu_t + \beta_1 T_i + \varepsilon_{it}$$

En este caso el parámetro de interés que capta el impacto del programa es β_1 ¹. El modelo se llama de efectos fijos ya que incluye el término α_i que representa la heterogeneidad individual de los postulantes, es decir, las características propias de cada individuo que son fijas en el tiempo. Por su parte, μ_t es un efecto temporal común a todos los individuos que toma el valor 1 para cada año t .

Por su parte, la estimación del impacto del programa teniendo en cuenta el año de entrada al tratamiento se estima de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$(4) y_{it} = \alpha_i + \mu_t + \sum_{j=0}^k \beta_j D_{it}^j + \varepsilon_{it}$$

Donde D_{it}^j es igual a 1 para el año j desde la entrada al tratamiento y 0 en caso contrario.

¹ Diferenciando en el tiempo para cada grupo, diferenciando entre grupos, y tomando esperanzas en el tratamiento se obtiene: $E(\Delta y_{it} | T = 1) - E(\Delta y_{it} | T = 0) = \beta_1$

Propensity score matching: modelo binario

El segundo método utilizado se conoce como método de emparejamiento o de *Propensity Score Matching* (PSM). Esta metodología permite construir el contrafactual. El grupo de comparación más correcto respecto de los beneficiarios de cada nivel del programa, a través del cálculo de la probabilidad de participar en el programa, llamada generalmente *propensity score*². La idea es que a través de una serie de características observables de todos los postulantes, se puede obtener la probabilidad de obtener el beneficio del programa. Si se asume que la elección de los beneficiarios se hace solamente a través de las características observables de los individuos. Esa probabilidad resume todas las características del individuo y por lo tanto se asume que dos individuos con probabilidad de participación similares tienen también similares características. Entonces la metodología PSM propone asignar a cada individuo del grupo de tratamiento un “clon” del grupo de control, cuyo “parecido” se busca mediante la probabilidad de participación.

A partir de ese emparejamiento entre participantes y no participantes en base al *propensity score* se compara la variable de resultado sobre la cual se quiere evaluar el efecto del programa, siendo la diferencia en esa variable entre participantes y no participantes emparejados, el impacto estimado del programa.

Existen varios métodos sobre cómo el emparejamiento puede ser llevado a cabo. El método más simple es el del vecino más cercano (*nearest neighbor*), el cual consiste en emparejar cada unidad participante con aquella empresa del grupo de control con la probabilidad de participación más similar. Una alternativa es utilizar los ponderadores Kernel, que se construyen en función del *propensity score*. P. y una función no paramétrica de Kernel.

En la práctica el método de emparejamiento o *matching* se basa en las siguientes etapas:

1. Estimar la probabilidad de participar en el programa. utilizando tanto el grupo de tratamiento como el de control.
2. Estimar la probabilidad de participación predicha para cada individuo.
3. Restringir la muestra al soporte común.
4. Seleccionar el algoritmo de emparejamiento.
5. Observar que las variables observables entre el grupo de control y de tratamiento estén balanceadas en términos de probabilidades.

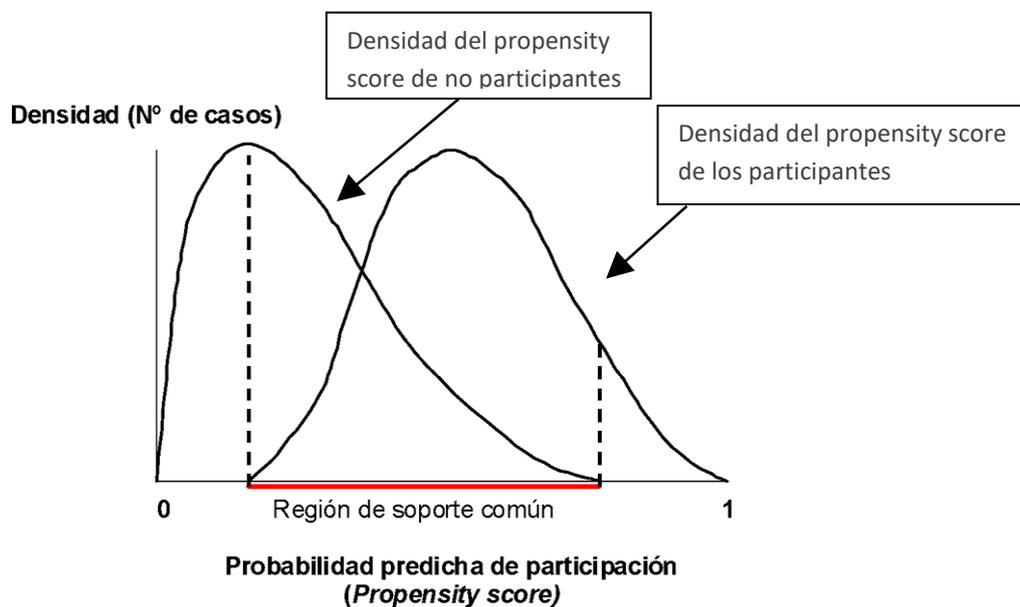
² El cálculo de la probabilidad de participación se realiza mediante un modelo de respuesta binaria conocido como modelo probit, aunque también puede calcularse mediante un modelo de regresión logística.

6. Calcular el impacto del programa.
7. Calcular los errores estándar y los intervalos de confianza.

En la metodología PSM, la probabilidad de participación se estima a través de un modelo que debe incluir características observables de las empresas que preferiblemente no varíen en el tiempo, y la variable de resultado debe reflejar el valor de un momento específico y no el de varios años. Esto lleva a ver los datos en la dimensión individual únicamente y no a través del tiempo como en la metodología de diferencias en diferencias.

En la metodología de PSM es importante el concepto de *soporte común*. El objetivo de estimar la probabilidad de participación es no comparar individuos con probabilidades muy distintas de participar en el programa, lo que se resume en el concepto de *soporte común*. Dado que por definición, los individuos tratados tendrán mayores probabilidades predichas de participación en el programa, la región de soporte común se define como el rango probabilidades que va desde la mínima probabilidad predicha en el grupo de los tratados, hasta la máxima probabilidad predicha del grupo de los no tratados. De esta forma se eliminan los individuos con probabilidades predichas demasiado bajas o demasiado altas de participar y es posible asegurarse que el universo de individuos comparables serán aquellos con *propensity scores* similares.

Figura AI.1: Propensity score



Combinación de diferencias en diferencias y PSM

La correcta identificación del efecto causal del programa bajo el método de diferencias en diferencias descansa en el supuesto de que no existen factores inobservables variables en el tiempo afectando de manera diferencial a ambos grupos. En la práctica, dado que este supuesto no se puede testear directamente, generalmente se estudia la tendencia de las variables de resultado en el período previo al tratamiento, ya que si las tendencias observadas a lo largo de este período para ambos grupos son similares, es posible afirmar que el grupo utilizado como control es un correcto contrafactual³. Lamentablemente, en el presente trabajo resulta imposible realizar dicha comparación debido a que si bien se cuenta con varios años de período post-tratamiento, solamente se observa un año anterior al mismo.

Por este motivo y para controlar por el potencial incumplimiento de este supuesto, se combina el método de diferencias en diferencias con el de PSM. Al combinar diferencias en diferencias con PSM se supone que una vez tenidas en cuenta la probabilidad de participación, la evolución de las características inobservables de ambos grupos es similar y el impacto estimado es insesgado (Blundell y Costa Días, 2002). Además, se cuenta con información sobre la variable de resultado en el periodo pre tratamiento, lo cual ayuda a reducir el sesgo en la estimaciones (Caliendo, 2008), así como problemas de endogenidad.

Varios trabajos señalan que la combinación de ambos métodos permite obtener mejores resultados que al utilizarlos por separado (Heckman, Ichimura y Todd, 1998; Dehejia y Wahba, 1999, 2002; Smith y Todd, 2005). En la práctica, el *propensity score* es utilizado para construir para construir el soporte común y por lo tanto las regresiones mencionadas más arriba solamente se corren para las empresas comprendidas dentro del mismo. Sin embargo, el método de diferencias en diferencias se combina con el del PSM no solo mediante el soporte común sino con una corrección adicional que se explica a continuación.

Inverse probability weighting

La otra manera en la que el *propensity score* es utilizado para mejorar la estimación mediante el método de diferencias en diferencias es ponderando a las observaciones de acuerdo al inverso de su probabilidad de participación, método conocida como ponderación por inverso de la probabilidad o *inverse probability weighting* (IPW por sus siglas en inglés).

³ Por este motivo el supuesto de identificación en el método de diferencias en diferencias se conoce como “tendencias paralelas”.

Esta metodología ha sido incorporada por la literatura de la evaluación de impacto es tomada de la teoría del muestreo, para situaciones en las cuales la muestra seleccionada no es perfectamente representativa de la población y por lo tanto debe ser reponderada. La idea es la misma que para el cálculo de efectos de tratamiento: reponderar dos grupos de individuos de manera que sean comparables.

Por ejemplo, en el marco de la evaluación de impacto, donde existe un grupo de tratamiento y un grupo de control, un individuo del grupo de control con una probabilidad de participación muy alta constituye un caso “raro”, que aporta mucha información ya que no es lo más probable de encontrar, y por lo tanto debe ser asignado una ponderación alta. Joffe et al (2004) muestra como ponderando por la inversa de la probabilidad se obtienen grupos para las cuales las covariables de la línea de base no difieren entre tratados y controles, lo cual es justamente una característica deseable de las metodologías de evaluación de impacto. Además, Hirano et al (2003) demuestran que utilizando este procedimiento se logra una estimación más eficiente del efecto tratamiento de interés, y proponen ponderar a las observaciones tratadas con 1 y a los controles con el peso

$$\frac{1}{1-\text{propensity score}}$$

En suma, en el presente informe se combinarán los métodos de diferencias en diferencias y PSM corriendo las regresiones para la primera metodología mencionada para las observaciones en el soporte común y ponderando de acuerdo Hirano et al.

Propensity score matching: modelo para múltiples tratamientos

La metodología del PSM para múltiples tratamientos se encuentra basada en McCaffrey et al (2013). En primer lugar se debe detallar el estadístico de interés a estimar, que difiere ligeramente del caso de tratamiento binario. Para el presente informe, se desea estimar el efecto de tratamiento sobre los tratados (ATT por sus siglas en inglés) teniendo en cuenta tres grupos de tratamiento: 1) un solo instrumento 2) más de un instrumento similar 3) más de un instrumento distinto y un solo grupo de control. Es decir, existen 4 grupos en total.

Sean dos tratamientos distintos t' y t'' , el efecto de tratamiento en los tratados, ATT, para los tratados con el tratamiento t' respecto del tratamiento t'' surge de comparar la variable de resultado de interés para aquellos individuos del grupo de tratamiento t' al recibir el tratamiento t' como efectivamente lo hicieron, respecto del valor que se hubiese observado si hubiesen recibido t'' . Sea $\mu_{t',t''}$ el valor promedio de la variable de resultado de interés para aquellos tratados con el tratamiento t' si hubiesen recibido el tratamiento t'' , entonces el ATT, para los tratados con el tratamiento t' respecto del tratamiento t'' es $\mu_{t',t'} - \mu_{t',t''}$. Nótese que mientras

que $\mu_{t',t'}$ corresponde al valor promedio observado para la variable de interés para aquellos tratados con el tratamiento t' , la media $\mu_{t',t''}$ corresponde a la media contrafactual. En general, si existen M posibles tratamientos, es posible hallar $M(M-1)$ comparaciones posibles.

En el presente informe, como se mencionó, se cuentan con cuatro grupos en total existen doce posibles combinaciones de interés. Sin embargo, se estimarán únicamente tres de esas combinaciones, que son las correspondientes a utilizar cada uno de los tres grupos de tratamiento como tratados y el grupo de control como grupo de comparación en todos los casos. Es decir, Si indexamos por $t=0$ al grupo de control $t=1$ recibir un solo tratamiento, $t=2$ recibir más de un tratamiento igual y $t=3$ entonces los estadísticos de interés son $\mu_{1,1} - \mu_{1,0}$; $\mu_{2,2} - \mu_{2,0}$ y $\mu_{3,3} - \mu_{3,0}$.

En la práctica, los ATT de interés son estimados de manera similar que lo explicado anteriormente para el caso de tratamiento binario utilizando IPW. Para hallar la media contrafactual estimada $\hat{\mu}_{t',t''}$, en primer lugar se divide la muestra quedándose únicamente con el grupo de tratamiento de interés y el grupo de control. Luego se estima el *propensity score* para todas las observaciones asignando un peso w_i para cada observación i igual a 1 para los tratados e igual a $\frac{1}{1-\text{propensity score}}$ para los controles.

De esa manera se obtiene en primer lugar $\hat{\mu}_{t',t''}$ como

$$\hat{\mu}_{t',t''} = \frac{\sum_{i=1}^n T_i[t''] Y_i w_i[t', t'']}{\sum_{i=1}^n T_i[t''] w_i[t', t'']}$$

donde $T_i[t'']$ es igual a 1 cuando el tratamiento es igual a t'' y Y_i es el valor observado para la variable de resultado de interés de la observación i y $w_i[t', t'']$ es el peso asignado a los controles. Es decir que $\hat{\mu}_{t',t''}$ es el promedio ponderado de la variable de interés observada para los controles.

Por su parte $\hat{\mu}_{t',t'}$ se calcula como

$$\hat{\mu}_{t',t'} = \frac{\sum_{i=1}^n T_i[t'] Y_i}{\sum_{i=1}^n T_i[t']}$$

donde $T_i[t']$ es igual a 1 cuando el tratamiento es igual a t' . Esta expresión corresponde al promedio muestral de la variable de resultado para el grupo de tratamiento t' .

Entonces el $ATT[t', t''] = \hat{\mu}_{t',t'} - \hat{\mu}_{t',t''}$

Productividad total de los factores

La metodología utilizada para estimar la productividad total de los factores a nivel de empresa es la propuesta por Olley y Pakes (1996) e implementada en STATA mediante el comando *prodest* desarrollado por Mollisi y Rigovati (2017).

Se parte de una función de producción Cobb-Douglas (en logaritmos):

$$y_{it} = \alpha + \gamma k_{it} + \beta l_{it} + \omega_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Donde i indexa a las empresas y t los años, y_{it} son los ingresos por ventas de las empresas, k_{it} es el stock de capital, l_{it} la cantidad de trabajadores y ε_{it} un shock idiosincrático del producto de las empresas que se comporta como ruido blanco. Por su parte ω_{it} es la llamada “productividad total de los factores” (PTF) o eficiencia técnica la cual es inobservable para el investigador. Debido a esto, empíricamente la PTF se suele recuperar despejando ω_{it} luego de estimar (1):

$$\hat{\omega}_{it} = y_{it} - \alpha - \hat{\gamma}k_{it} - \hat{\beta}l_{it} \quad (2)$$

De (2) surge que para obtener una estimación consistente de $\hat{\omega}$ se deben obtener estimaciones insesgadas de $\hat{\gamma}$ y $\hat{\beta}$. En la práctica la estimación de (1) por MCO da lugar a resultados sesgados debido a un sesgo de simultaneidad: los shocks de productividad afectan simultáneamente el producto de las empresas y la elección de los insumos, por lo cual el stock de capital y la cantidad de trabajadores no son exógenas. Ante esta situación, Olley y Pakes (1996) plantean un estimador semiparamétrico en dos etapas que arroja resultados consistentes de $\hat{\gamma}$ y $\hat{\beta}$, el cual se explica a continuación.

En primer lugar, se asume que la productividad inobservable sigue un proceso de cadena de Markov de primer orden:

$$\omega_{it} = E(\omega_{it}|\Omega_{it-1}) + \xi_{it} = E(\omega_{it}|\omega_{it-1}) + \xi_{it} = g(\omega_{it-1}) + \xi_{it} \quad (3)$$

donde Ω_{it-1} indica la información disponible hasta el período $t-1$ y ξ_{it} es un shock de productividad que se asume ortogonal a ω_{it} y k_{it} . El algoritmo de estimación de Olley y Pakes plantea la utilización de las decisiones de inversión de la empresa como variable *proxy* de los shocks de productividad. Si se asume que la inversión es una función monótona creciente en ω_{it} y k_{it} entonces es posible recuperar ω_{it} invirtiendo la función, es decir:

$$\omega_{it} = f^{-1}(i_{it}, k_{it}) = h(i_{it}, k_{it}) \quad (4)$$

De esta forma se sustituyen shocks de productividad inobservables por (4) que resulta una función desconocida de variables observables. Al sustituir (3) en (1) se obtiene:

$$\begin{aligned} y_{it} &= \alpha + \gamma k_{it} + \beta l_{it} + h(i_{it}, k_{it}) + \varepsilon_{it} \\ &= \beta l_{it} + \Phi_{it}(i_{it}, k_{it}) + \varepsilon_{it} \end{aligned} \quad (5)$$

donde $\Phi_{it}(i_{it}, k_{it}) = h(i_{it}, k_{it}) + k_{it} = k_{it} + \omega_{it}$. La ecuación (5) constituye la primera etapa del método de Olley y Pakes y provee una estimación consistente para $\hat{\beta}$. Por su parte $\Phi_{it}(i_{it}, k_{it})$ se aproxima mediante un polinomio de orden n de manera de obtener $\hat{\Phi}$. Luego de estimada esta primera etapa y utilizando (3) es posible estimar $\hat{\gamma}$ reescribiendo (1) como:

$$\begin{aligned} y_{it} - \hat{\beta} l_{it} &= \alpha + \gamma k_{it} + \omega_{it} + \varepsilon_{it} \\ &= \alpha + \gamma k_{it} + E(\omega_{it} | \omega_{it-1}) + \xi_{it} + \varepsilon_{it} \\ &= \alpha + \gamma k_{it} + g(\omega_{it-1}) + e_{it} \end{aligned} \quad (6)$$

donde $e_{it} = \xi_{it} + \varepsilon_{it}$. Tomando $\hat{\omega}_{it} = \hat{\Phi}_{it} - \gamma k_{it}$ entonces (6) se puede reescribir como:

$$y_{it} - \hat{\beta} l_{it} = \alpha + \gamma k_{it} + g(\hat{\Phi}_{it-1} - \gamma k_{it-1}) + e_{it} \quad (7)$$

La ecuación (7) constituye la segunda etapa del método de Olley y Pakes y puede ser estimada de diversas maneras. Mientras Olley y Pakes (1996) utilizan mínimos cuadrados no lineales luego de aproximar $g(\hat{\Phi}_{it-1} - \gamma k_{it-1})$ mediante un polinomio de orden n , Mollisi y Rigovati (2017)

proponen estimar (7) mediante el método generalizado de los momentos al suponer que $g(\cdot)$ sigue una caminata aleatoria y reescribiendo (7) como:

$$y_{it} - \hat{\beta}l_{it} = \alpha + \gamma(k_{it} - k_{it-1}) + \hat{\Phi}_{it-1} + e_{it} \quad (8)$$

y por lo tanto

$$e_{it} = y_{it} - \hat{\beta}l_{it} - \alpha + \gamma^*k_{it} - g(\hat{\Phi}_{it-1} - \gamma k_{it-1}) \quad (9)$$

para el verdadero valor de γ^* . A partir de (9) se construye el estimador del método generalizado de los momentos imponiendo la condición $E[e_{it}k_{it}^M] = 0 \forall M$

ANEXO II. RESULTADOS DEL PANEL DESBALANCEADO

Como consecuencia de la aplicación de la Encuesta de Actividades de Innovación a las empresas postulantes de los instrumentos de innovación en varios periodos se cuenta también con un panel desbalanceado con 5.451 observaciones de las cuales 2.313 tratadas y 3.139 de control. A diferencia de las base de datos utilizadas para el análisis presentado en el cuerpo del documento, en este panel no todas las empresas son observadas en todos los períodos de tiempo. Esta base de datos se compone de todas las observaciones para empresas para cualquier momento que hayan sido observadas, sin imponer la condición de que haya tenido que ser observada de manera consecutiva en todo el período de estudio, motivo por el cual esta base de dato cuenta con muchas más observaciones. Para esta base de datos se realizó un ejercicio de evaluación de impacto similar al presentado en el documento, pero teniendo en cuenta las características de la base de datos.

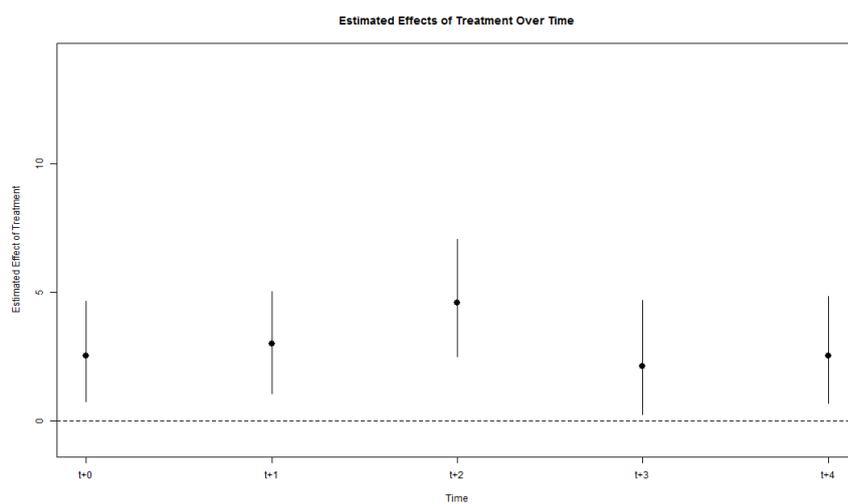
Para ello, se utilizó el paquete *Panel Match* del software estadístico R, el cual está basado en Imai et al (2020)⁴. Este método permite construir un grupo de comparación para cada tratado en base a la historia de tratamiento y como su nombre lo indica funciona como *PSM* pero adaptado a datos de panel. Se realiza el análisis para las variables de resultado vinculadas a los esfuerzos en innovación (inversión en I+D, inversión en actividades de innovación total y neta del financiamiento ANII) y variables vinculadas al desempeño económico de las empresas (ocupados e ingresos). A continuación se presentan los coeficientes estimados tanto en formato de tabla como en forma gráfica. Los gráficos indican la estimación puntual e intervalos de confianza al 95%.

⁴ El software estadístico fue desarrollado por los mismos autores del artículo.

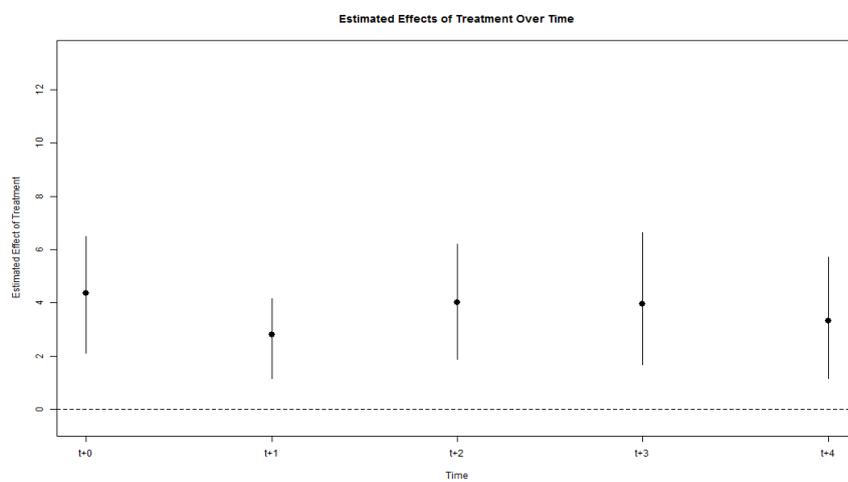
Tabla AII.1 Resultados sobre los esfuerzos en innovación

	Inversión AI privada		Inversión I+D		Inversión AI	
	Efecto tratamiento	Desvío estándar	Efecto tratamiento	Desvío estándar	Efecto tratamiento	Desvío estándar
t+0	2.540**	1.002	4.37**	1.153	4.44**	0.85
t+1	3.017**	0.970	2.79**	7.599	4.18**	0.80
t+2	4.617**	1.191	4.01**	1.114	5.02**	1.15
t+3	2.148**	1.126	3.96**	1.296	3.19**	1.09
t+4	2.554**	1.081	3.32**	1.201	3.35**	1.07

Inversión AI privada



Inversión I+D



Inversión en AI

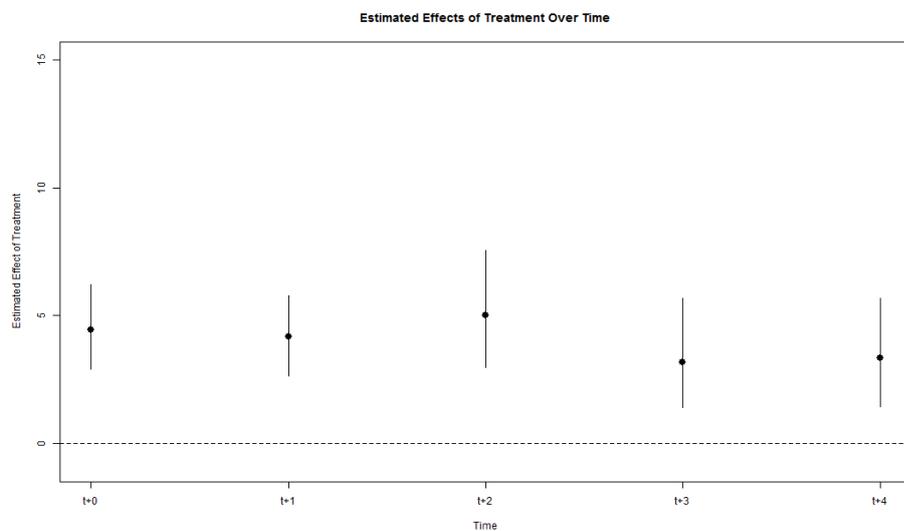
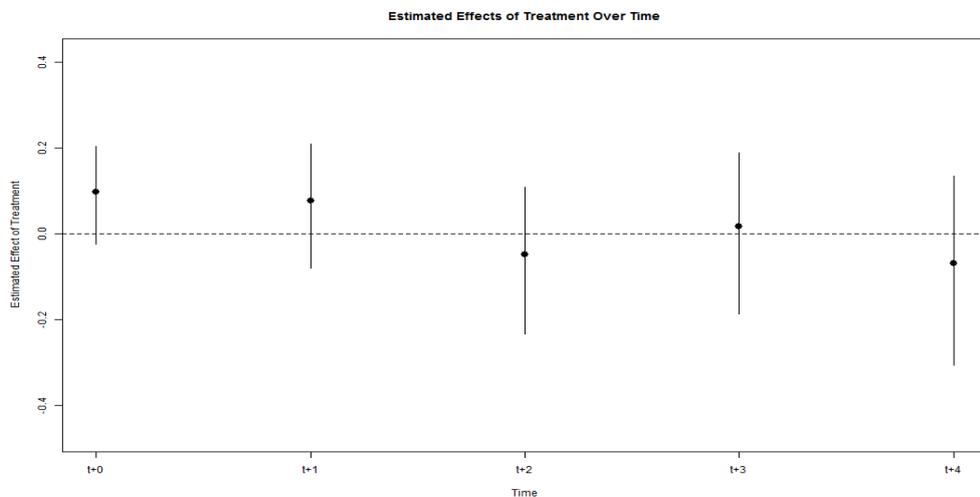


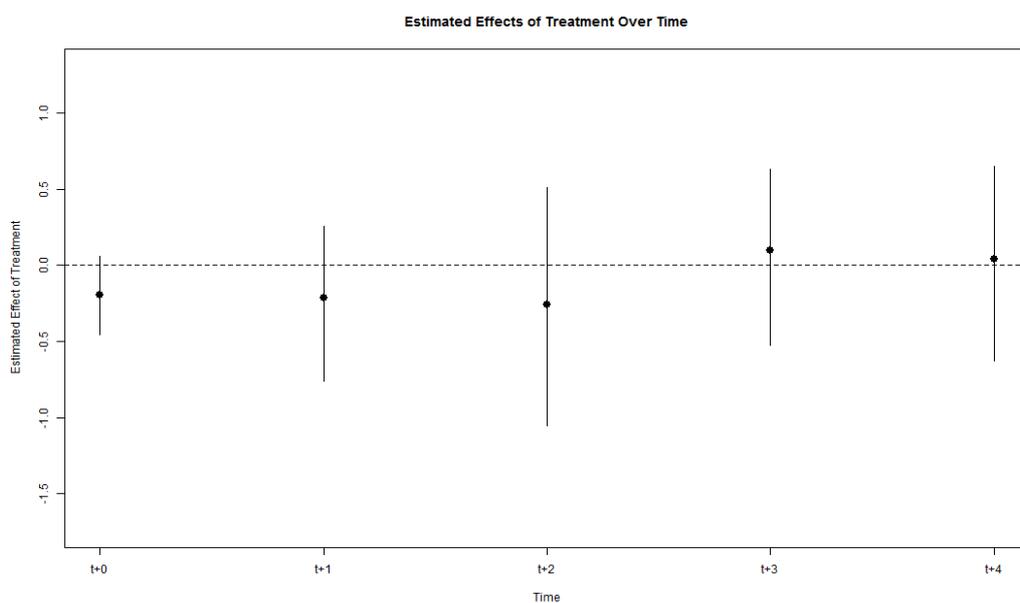
Tabla AII.2 Resultados sobre los esfuerzos en innovación

	Ocupados		Ingresos	
	Efecto tratamiento	Desvío estándar	Efecto tratamiento	Desvío estándar
t+0	0.0972	0.0601	-0.1973	0.1322
t+1	0.0760	0.0752	-0.2170	0.2621
t+2	-0.0481	0.0867	-0.2600	0.3990
t+3	0.0176	0.0938	0.0988	0.3037
t+4	-0.0686	0.1095	0.0379	0.3249

Ocupados



Ingresos



Los resultados permiten evidenciar impactos significativos y positivos para las variables inversión en I+D, inversión en actividades de innovación total e inversión en actividades de innovación neta del financiamiento ANII. No se encontraron impactos en las variables de desempeño económico: ocupados e ingresos. Estos resultados son consistentes con los hallados en el cuerpo del documento.

ANEXO III. VALIDEZ DE LOS MODELOS

Estadísticas descriptivas

A continuación se presentan las estadísticas descriptivas de los tres paneles. El panel 1 está conformado por 134 empresas a las que se les aplicó la Encuesta de Actividades de Innovación, en cuatro periodos (2007-2009; 2010-2012; 2013-2015 y 2016-2018). De estas empresas, 77 recibieron financiamiento a través de la ANII en algún momento entre los años 2010 y 2018, y las restantes 57 empresas no recibieron financiamiento. El panel 2 está conformado por 185 empresas postulantes a ANII, encuestadas en dos periodos (2010-2012 y 2013-2015). De éstas, 79 son consideradas tratadas (recibieron financiamiento ANII en el periodo 2011-2015) y 106 son controles. Finalmente, el panel 3 está compuesto por 246 empresas, de las cuales 61 son tratadas y 185 son controles.

Tabla AIII.1 Estadísticas descriptivas Panel 1 (2009-2018)

		Pre - tratamiento (2009)						Pos - tratamiento (2010-2018)					
		Grupo de control			Grupo de tratamiento			Grupo de control			Grupo de tratamiento		
		N	Media	SD	N	Media	SD	N	Media	SD	N	Media	SD
Esfuerzos en AI	Logaritmo de inversión en AI	57	8.571	3.991	77	10.39	3.372	513	4.009	5.018	693	7.922	5.015
	Logaritmo de inversión en AI neta	57	8.571	3.991	77	10.343	3.37	513	4.009	5.018	693	7.809	4.953
Comportamiento Innovador	Realiza AI (porcentaje)							171	0.497	0.501	693	0.779	0.416
	Innova (porcentaje)							57	0.263	0.444	693	0.688	0.466
	Innovadora en productos (porcentaje)							57	0.228	0.423	693	0.571	0.498
	Innova en procesos internacional (porcentaje)							57	0.105	0.31	693	0.312	0.466
	Vende nuevos productos (porcentaje)							513	0.103	0.305	693	0.092	0.29
Desempeño productivo	Ingresos (dólares)	57	13.106	2.56	77	13.335	2.586	513	13.32	2.414	693	13.731	2.536
	Número de Ocupados	57	2.778	1.34	77	3.056	1.261	513	2.677	1.444	693	3.064	1.369
	Propensión a exportar (porcentaje)	57	0.351	0.481	77	0.545	0.501	513	0.308	0.462	693	0.553	0.498
Covariables	Edad	57	19281	16133	77	24.753	19.996	513	19.281	16.007	693	24.753	19.88
	Capital extranjero (porcentaje)	57	0.772	0.423	77	0.87	0.338	513	0.772	0.42	693	0.701	0.884
	Otros Apoyos (porcentaje)	57	0.035	0.186	77	0.065	0.248	513	0.661	0.939	693	0.299	0.458
	Montevideo (porcentaje)	57	0.211	0.411	77	0.351	0.48	513	0.14	0.348	693	0.87	0.336

Tabla AIII.2 Estadísticas descriptivas Panel 2 (2010-2018)

		Pre- tratamiento (2009)						Pos - tratamiento (2010-2018)					
		Grupo de control			Grupo de tratamiento			Grupo de control			Grupo de tratamiento		
		N	Media	SD	N	Media	SD	N	Media	SD	N	Media	SD
Esfuerzos en AI	Logaritmo de inversión en AI	106	4.111	5.102	79	4.93	5.451	848	4.357	5.108	557	7.867	5.104
	Logaritmo de inversión enI+D	106	2.706	4.502	79	3.087	4.799	848	2.913	4.617	632	5.09	5.317
	Logaritmo de inversión en AI neta	106	4.111	5.102	79	4.93	5.451	848	4.357	5.108	557	7.766	5.038
Comportamiento Innovador	Realiza AI (porcentaje)							318	0.531	0.5	237	0.802	0.4
	Innova (porcentaje)							106	0.34	0.476	79	0.608	0.491
	Innovadora en productos (porcentaje)							106	0.274	0.448	79	0.506	0.503
	Innova en procesos internacional (porcentaje)							106	0.151	0.36	79	0.278	0.451
	Vende nuevos productos (porcentaje)							848	0.042	0.202	632	0.065	0.246
Desempeño productivo	Ingresos (dólares)	106	12.115	3.821	79	12.046	5.096	848	12.938	3.083	632	13.445	3.731
	Número de Ocupados	106	2.434	1.522	79	3.023	1.784	842	2.458	1.582	620	3.132	1.772
	Propensión a exportar (porcentaje)	106	0.283	0.453	79	0.443	0.5	848	0.316	0.465	632	0.521	0.5
Covariables	Edad	106	18.717	15.929	79	22.532	23.304	848	18.717	15.863	632	22.532	23.175
	Capital extranjero (porcentaje)	106	0.802	0.4	79	0.823	0.384	848	0.802	0.399	632	0.791	0.937
	Otros Apoyos (porcentaje)	106	0.019	0.137	79	0.127	0.335	848	0.755	0.953	632	0.332	0.471
	Montevideo (porcentaje)	106	0.142	0.35	79	0.304	0.463	848	0.124	0.33	632	0.823	0.382

Tabla AIII.3 Estadísticas descriptivas Panel 3 (2013-2018)

		Pre - tratamiento (2009)						Pos - tratamiento (2010-2018)					
		Grupo de control			Grupo de tratamiento			Grupo de control			Grupo de tratamiento		
		N	Media	SD	N	Media	SD	N	Media	SD	N	Media	SD
Esfuerzos en AI	Logaritmo de inversión en AI	185	4.302	5.112	61	7.082	5.425	925	3.976	5.012	252	8.893	4.671
	Logaritmo de inversión enI+D	185	2.84	4.467	61	5.12	5.417	925	2.491	4.328	305	6.128	5.375
	Logaritmo de inversión en AI neta	185	4.302	5.112	61	7.082	5.425	925	3.976	5.012	252	8.725	4.588
Comportamiento innovador	Realiza AI (porcentaje)							370	0.497	0.501	122	0.869	0.339
	Innova (porcentaje)							185	0.351	0.479	61	0.754	0.434
	Innovadora en productos (porcentaje)							185	0.265	0.442	61	0.623	0.489
	Innova en procesos internacional (porcentaje)							925	0.162	0.369	305	0.328	0.47
	Vende nuevos productos (porcentaje)							925	0.063	0.243	305	0.128	0.334
Desempeño productivo	Ingresos (dólares)	185	12.468	3.635	61	12.137	5.4	925	12.586	3.399	305	12.995	4.305
	Número de Ocupados	185	2.358	1.568	58	2.933	1.924	919	2.366	1.589	301	2.995	1.833
	Propensión a exportar (porcentaje)	185	0.281	0.451	61	0.41	0.496	925	0.276	0.447	305	0.485	0.501
Covariables	Edad	185	17.551	15.253	61	19.262	20.678	925	17.551	15.219	305	19.262	20.541
	Capital extranjero (porcentaje)	185	0.492	0.501	61	0.393	0.493	925	0.492	0.5	305	0.177	0.926
	Otros Apoyos (porcentaje)	185	0.049	0.216	61	0.115	0.321	925	1.187	0.956	305	0.459	0.499
	Montevideo (porcentaje)	185	0.108	0.311	61	0.262	0.444	925	0.134	0.341	305	0.393	0.489

Se aplicaron test ANOVA para detectar diferencias en las medias de las variables entre los paneles. Los resultados son:

Tabla AIII.4 Testo ANOVA entre paneles

	Variables	Estadístico F
Variables de resultado	Inversión I+D	0.78***
	Inversión AI	0.30***
	Inversión privada	0.38***
	Innovadora	10.44
	Propensión a innovar	9.01
	Innova productos	5.92
	Innova procesos	7.97
	Venta nuevos productos	2.60
	Ingresos	12.17
	Ocupados	7.66
Covariables	Antigüedad	2.46*
	Capital extranjero	58.56
	Otros apoyos	2.20**

Nota: * Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

Entre paneles se detectan diferencias al 5% en las variables antigüedad de la empresa, otros apoyos públicos no ANII, Inversión I+D, Inversión AI e Inversión en AI privada.

Diferencias en Diferencias

Para la aplicación del método de diferencias en diferencias es conveniente testear si las variables de resultado en las empresas beneficiarias de los programas de la ANII, antes de su participación en los programas, son en promedio estadísticamente similares a las características de las empresas no beneficiarias que servirán para estimar el contrafactual. En otras palabras, se testea la similitud entre el grupo tratamiento y el grupo control en ausencia del tratamiento.

Una forma de hacerlo es a través de la inspección visual de la evolución de las variables. A continuación se presentan los gráficos.

Gráfico AIII.1 Evolución de las variables Panel 1 (2009-2018)

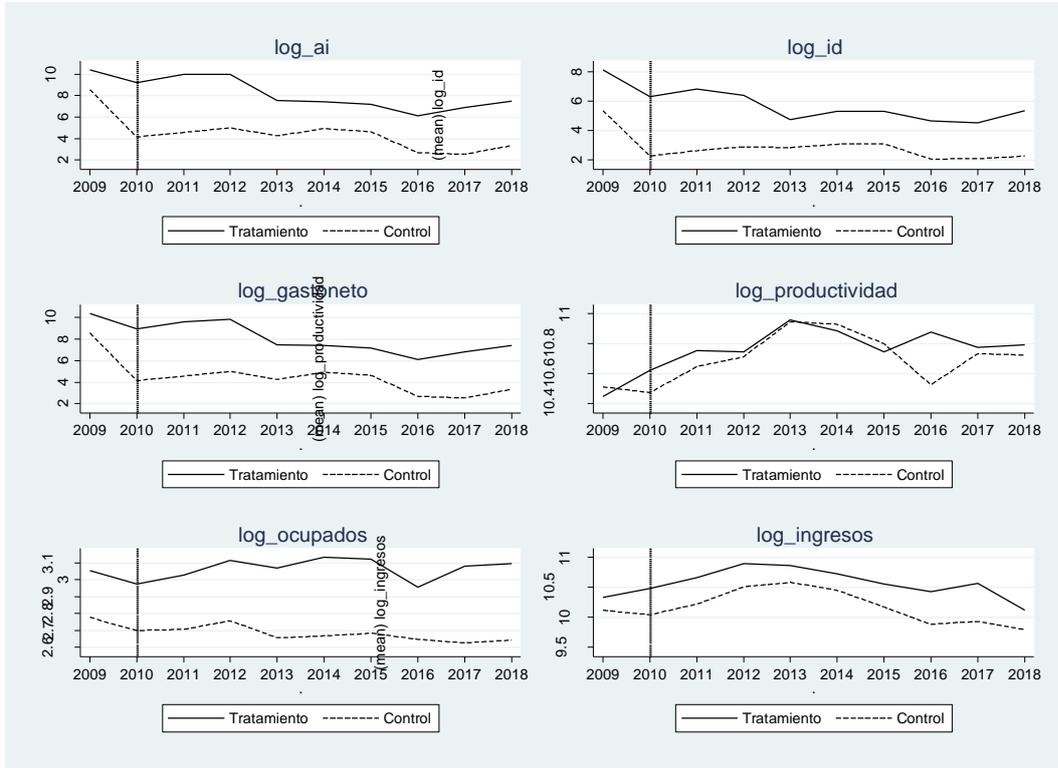


Gráfico AIII.2 Evolución de las variables Panel 2 (2010-2018)

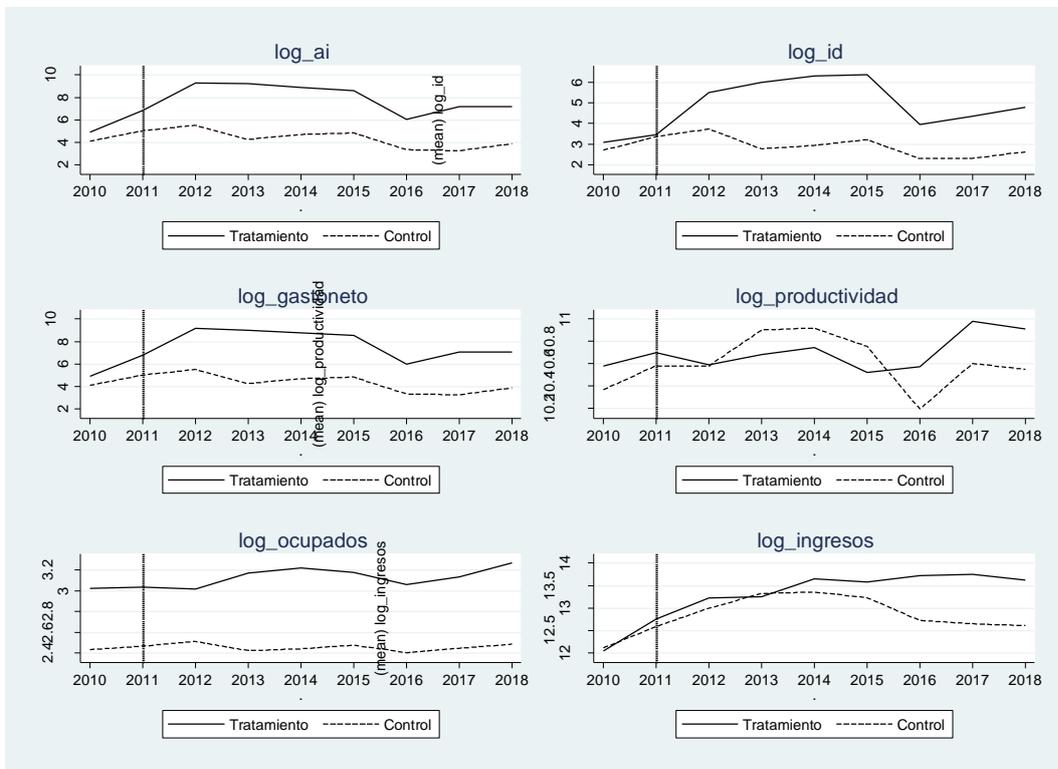
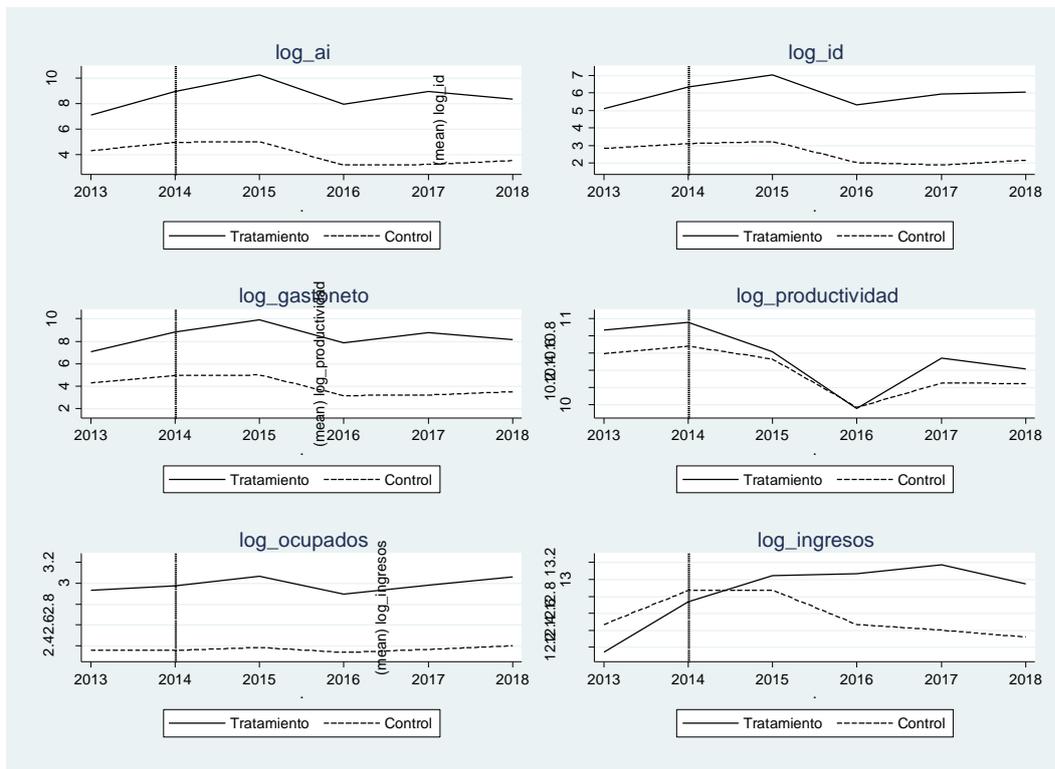


Gráfico A.III.3 Evolución de las variables Panel 2 (2013-2018)



Otra forma de testear si en las variables de resultado del grupo de empresas beneficiarias son en promedio estadísticamente similares a las empresas no beneficiarias es a través de regresiones.

La Tabla A.III.5 presenta en el periodo pre-tratamiento (antes de su participación en los instrumentos de la ANI) el resultado de las regresiones de las variables de resultado continuas sobre la variable de tratamiento.

Tabla A.III.1 Test de diferencia de medias de las características previas al tratamiento

Variables		Panel 1	Panel 2	Panel 3
		Año pre-tratamiento (2009)	Año pre-tratamiento (2010)	Año pre-tratamiento (2013)
Variables de resultado	Inversión AI	0.116 (0.497)	0.628 (0.286)	0.1614 (0.332)
	Inversión I+D	1.769** (0.831)	0.083 (0.261)	0.1177 (0.343)
	Inversión AI privada	0.068 (0.497)	0.476 (0.271)	0.1614 (0.332)
	Ingresos por ventas	-0.443 (0.407)	0.077 (0.197)	0.255 (0.368)
	Ocupados	-0.066 (0.222)	0.099 (0.081)	0.065 (0.111)

Nota: * Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

En el panel 1 se opta por no realizar la evaluación de impacto para la variable de resultados inversión en I+D.

Propensity Score Matching

En cuanto a la aplicación de la metodología PSM, en primer lugar se analizan las variables que influyen en la probabilidad de recibir financiamiento ANII (Tabla A.III.5). Los resultados en el panel 1 sugieren que los factores determinantes de la probabilidad de recibir financiamiento ANII es la inversión privada en actividades de innovación. En el panel 2 la mayor probabilidad de recibir financiamiento está asociada a la cantidad de ocupados en las empresas y a su edad. En tanto en el panel 3 se incrementa la probabilidad de recibir financiamiento con el mayor número de ocupados, la mayor inversión en actividades de innovación y las exportaciones. También la antigüedad de la empresa en el mercado y los mayores ingresos de las empresas inciden en dicha probabilidad.

Tabla AIII.5 Estimación del modelo de regresión probit para el *propensity score*

Tratamiento	Coficiente	Tratamiento	Coficiente	Tratamiento	Coficiente
Inversión AI privada_2009	0.0245** (0.0122)	Inversión I+D_2010	0.002 (0.0026)	Ocupados_2013	0.0578*** (0.0096)
Ocupados_2009	-0.0115 (0.0430)	Ocupados_2010	0.0172* (0.0098)	Antigüedad_2013	-0.0877*** (0.015)
Otros apoyos	0.1331 (0.09353)	Antigüedad	0.00145* (0.0008)	Ingresos_2013	-0.0139*** (0.0033)
Capital extranjero	0.0463 (0.2062)	Montevideo	0.0329 (0.031)	Inversión AI_2013	0.0133*** (0.0032)
Antigüedad	0.0034 (0.0027)			Inversión ID_2013	0.0048 (0.0034)
				Exporta_2013	0.0698*** (0.0239)

Nota: Desvíos estándares se muestran entre paréntesis. * Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

Acorde a la metodología expuesta, se restringe la muestra al soporte común. Las figuras que se presentan a continuación muestran una estimación no paramétrica del propensity score para ambos grupos de firmas. Las distribuciones son similares para ambos grupos. En el panel 1 y 2 cuatro empresas quedan fuera del soporte respectivamente. En el panel 3 dos empresas quedan fuera del soporte.

Gráfico AIII.4 Estimación no paramétrica de la distribución del *propensity score* para empresas tratadas y no tratadas - Panel 1

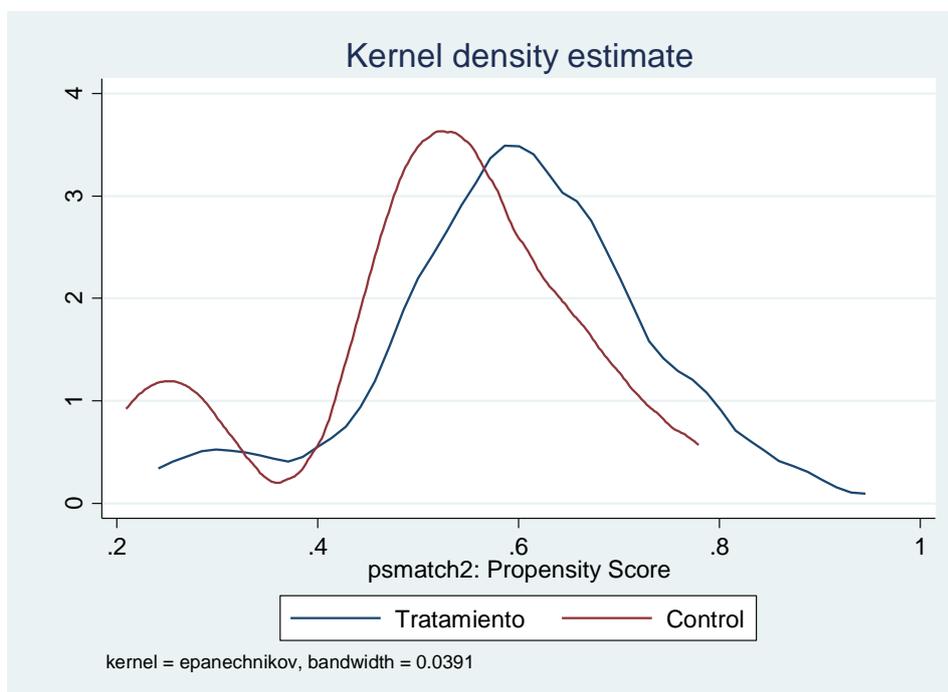


Gráfico AIII.5 Estimación no paramétrica de la distribución del *propensity score* para empresas tratadas y no tratadas - Panel 2

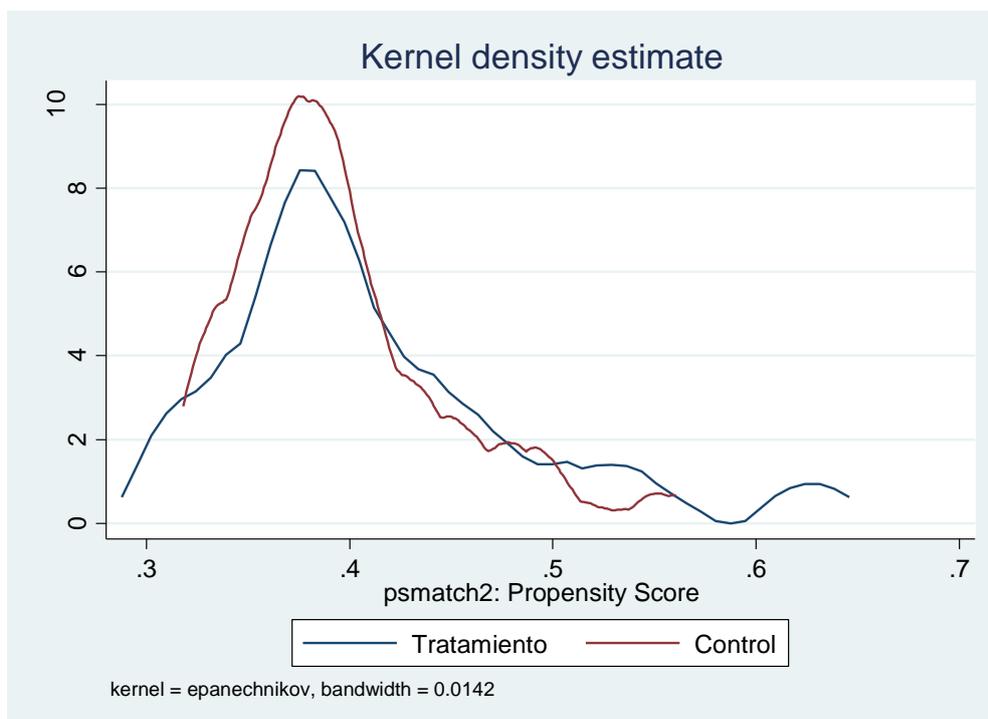
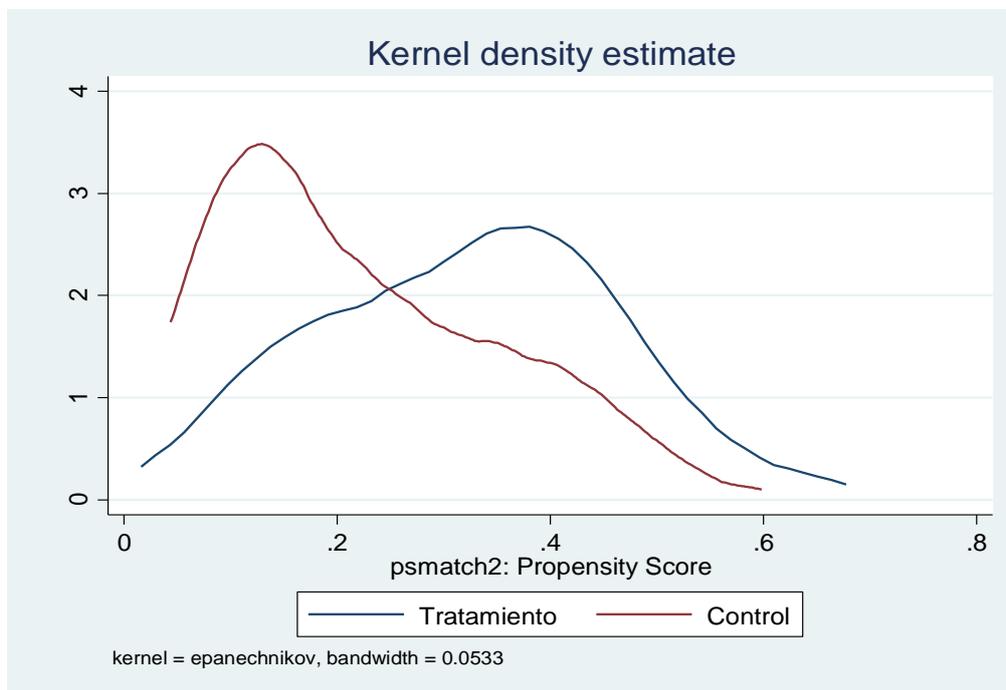


Gráfico AIII.6 Estimación no paramétrica de la distribución del *propensity score* para empresas tratadas y no tratadas - Panel 3



Finalmente, se ha de comprobar si el procedimiento de emparejamiento es capaz de equilibrar la distribución de las variables relevantes en el grupo de control y tratamiento. Las Tablas AIII.6, AIII.7 y AIII.8 muestran que para los tres paneles el método de emparejamiento ha permitido eliminar las diferencias de base existentes entre las empresas del grupo de tratamiento y las del grupo control para las variables utilizadas. Esto se puede observar en los p-valores de las pruebas de diferencias de medias para la muestra emparejada, que se destacan en la tabla.

Tabla AIII.6 Test de balance y sesgo de balance para el *propensity score* - Panel 1

Variable	U/M	Mean		%reduct		t-test		V(T)/
		Treated	Control	%bias	bias	t	p> t	V(C)
Ocupados_2009	U	31.475	28.962	20.8		1.18	0.241	0.97
	M	3.013	28.776	11.2	46.1	0.72	0.474	0.91
Inversión AI privada_2009	U	10.343	85.713	48.0		2.74	0.007	0.71
	M	10.145	98.403	8.3	82.8	0.55	0.586	1.09
Otros apoyos	U	.35616	.21053	32.5		1.82	0.071	.
	M	.33333	.37681	-9.7	70.1	-0.53	0.597	.
Capital extranjero	U	.05479	.03509	9.5		0.53	0.599	.
	M	.04348	.07246	-13.9	-47.1	-0.72	0.470	.
Antigüedad	U	24.904	19.281	30.6		1.71	0.090	1.60*
	M	21.826	21.087	4.0	86.9	0.28	0.778	0.96
* if variance ratio outside [0.63; 1.59] for U and [0.62; 1.62] for M								
Sample	PsR2	LRchi2	p>chi2	MeanBias	MedBias	B	R	%Var
Unmatched	0.060	10.64	0.059	28.3	30.6	57.9*	0.89	33
Matched	0.008	1.50	0.913	9.4	9.7	20.6	0.56	0

* if B>25%, R outside [0.5; 2]

Tabla AIII.7 Test de balance y sesgo de balance para el *propensity score* - Panel 2

Variable	U/M	Mean		%reduct		t-test		V(T)/
		Treatad	Control	%bias	bias	t	p> t	V(C)
Montevideo	U	0.8144	.80189	3.2		0.62	0.534	.
	M	0.8077	.83069	-5.8	-82.3	-1.00	0.316	.
Inversión I+D_2010	U	3.1553	2.7059	9.6		1.90	0.058	1.16
	M	3.1828	2.8083	8.0	16.7	1.36	0.176	1.15
Ocupados_2010	U	2.8854	2.5101	22.7		4.56	0.000	1.74*
	M	2.8911	2.818	4.4	80.5	0.87	0.384	1.27*
Antigüedad	U	23.035	18.717	21.5		4.37	0.000	2.20*
	M	21.48	22.591	-5.5	74.3	-0.99	0.324	1.03
* if variance ratio outside [0.86; 1.17] for U and [0.85; 1.18] for M								
Sample	PsR2	LRchi2	p>chi2	Mean Bias	Med Bias	B	R	%Var
Unmatched	0.012	24.87	0.000	14.3	15.6	25.0*	2.01*	67
Matched	0.004	6.69	0.153	6.0	5.7	15.3	1.57	33

* if B>25%, R outside [0.5; 2]

Tabla AIII.8 Test de balance y sesgo de balance para el *propensity score* - Panel 3

Variable	U/M	Mean		%reduct		t-test		V(T)/
		Treated	Control	%bias	bias	t	p> t	V(C)
Ocupados_2013	U	2.92	2.55	22.60		1.66	0.10	1.85*
	M	2.87	2.65	13.40	40.70	0.75	0.46	1.61
Antigüedad_2013	U	2.50	2.64	-15.00		-1.11	0.27	1.96*
	M	2.50	2.36	15.60	-4.40	0.76	0.45	1.19
Ingresos_2013	U	12.14	12.47	-7.20		-0.54	0.59	2.21*
	M	12.22	11.25	21.00	-191.90	1.01	0.31	0.98
Inversión AI_2013	U	7.08	4.30	52.70		3.63	0	1.13
	M	6.88	6.60	5.30	89.90	0.29	0.772	1.09
Inversión ID_2013	U	5.12	2.84	45.90		3.27	0.001	1.47
	M	4.86	4.76	2.10	95.30	0.11	0.911	1.13
Inversión AI privada_2013	U	7.08	4.30	5.27		3.63	0	1.13
	M	6.88	6.60	5.3	89.9	0.29	0.772	1.09
Exporta_2013	U	0.41	0.28	27.2		1.89	0.06	
	M	0.42	0.29	28.6	-5.3	1.54	0.126	
* if variance ratio outside [0.60; 1.67] for U and [0.59; 1.68] for M								
Sample	PsR2	LRchi2	p>chi2	Mean Bias	Med Bias	B	R	%Var
Unmatched	0.091	25.05	0.000	31.9	27.2	77.2*	0.87	50.00
Matched	0.019	3.06	0.802	13.1	13.4	32.2*	1.23	0.00
* if B>25%. R outside [0.5; 2]								

Análisis del poder de la muestra

En el diseño de las evaluaciones de impacto, el cálculo de poder se utiliza para definir el tamaño muestral del experimento que permita identificar un determinado impacto con un poder determinado. En general, se considera razonable que el poder estadístico sea de al menos el 80% (Bloom, 2006; Duelo et ál., 2006). Alternativamente, dicho análisis permite establecer cuál es el impacto mínimo que podemos identificar con un poder suficiente dado un determinado tamaño muestral.

El efecto mínimo detectable (EMD) indica el mínimo impacto que se puede detectar en una evaluación dado un determinado nivel de confianza estadística (probabilidad de obtener un falso positivo), la variabilidad de los datos de las variables y la potencia estadística. Se le llama potencia o poder estadístico a la probabilidad de encontrar un efecto del programa, dado que el efecto realmente existe (probabilidad de no obtener un falso negativo).

Formalmente, la fórmula para encontrar el EMD es:

$$\beta^{\min} = (t_{1-k} + t_{\alpha}) \sqrt{\frac{1}{q(1-q)}} \sqrt{\frac{\sigma^2}{N}}$$

Donde k y α son los valores críticos para el poder y la significación estadística elegida. Se toma un poder estadístico de 80% y una confianza del 95%. A su vez, q indica la proporción de tratados en la muestra. $1-q$ la proporción de controles. N la cantidad total de observaciones y la varianza de la variable de resultado para la cual se calcula el EMD. Se observa que entonces el EMD está relacionado positivamente con la varianza de la variable de resultado y negativamente con la cantidad de observaciones. Esto quiere decir que para determinado nivel de confianza y poder estadístico, si la varianza de la variable de resultado es alta o no se tienen suficientes observaciones, no se podrá detectar estadísticamente el impacto del programa.

A continuación se presenta el efecto mínimo detectable (expresado en desvíos estándares de la variable de resultado) con un poder de 80%.

Variables		Panel 1 (2009-2018)	Panel 2 (2010-2018)	Panel 3 (2013-2018)
Variables de resultado	Inversión I+D	0.7672	0.7167	0.8712
	Inversión total AI	0.7751	0.7167	0.8304
	Inversión privada AI	0.7711	0.7130	0.8212
	AI	0.0680	0.0660	0.0651
	Innova	0.0724	0.0670	0.0753
	Innova productos	0.0708	0.0677	0.0807
	Innova procesos	0.0630	0.0557	0.0756
	Venta nuevos prod.	0.0746	0.0677	0.0811
	Propensión a exportar	0.0749	0.0665	0.0824
	Ocupados	0.2153	0.2308	0.3018
	Ingresos	0.3864	0.4887	0.7222

Tanto para el panel 2 como para el panel 3, en la variable de resultado ingresos el valor del EFECTO TRATAMIENTO (impacto del programa) es bajo y no supera el efecto mínimo detectable con un poder de 80%. Este resultado muestra que la varianza de la variable de resultado es alta o no se tienen suficientes observaciones para captar el efecto.

ANEXO IV. SALIDAS ECONOMÉTRICAS

Tabla AIV.1 Resultados Panel 1 (2009-2018)

VARIABLES	Log AI	Log AI privado	Log ocupados	Log ingresos
Efecto tratamiento	3.382***	3.317***	0.452	0.129
	(0.677)	(0.674)	(0.294)	(0.0999)
2010.anio	-5.556***	-5.652***	-0.245	-0.126*
	(0.664)	(0.660)	(0.211)	(0.0671)
2011.anio	-4.973***	-5.078***	0.0147	-0.0923
	(0.691)	(0.689)	(0.195)	(0.0682)
2012.anio	-4.348***	-4.351***	0.161	-0.0418
	(0.664)	(0.664)	(0.197)	(0.0692)
2013.anio	-5.238***	-5.232***	0.186	-0.111
	(0.651)	(0.649)	(0.200)	(0.0825)
2014.anio	-5.756***	-5.710***	0.000537	-0.106
	(0.639)	(0.639)	(0.220)	(0.0899)
2015.anio	-5.791***	-5.759***	-0.215	-0.0873
	(0.619)	(0.620)	(0.221)	(0.0899)
2016.anio	-7.560***	-7.501***	-0.417*	-0.165*
	(0.613)	(0.614)	(0.239)	(0.0849)
2017.anio	-7.131***	-7.096***	-0.332	-0.122
	(0.621)	(0.622)	(0.272)	(0.0859)
2018.anio	-6.588***	-6.562***	-0.597**	-0.129
	(0.634)	(0.633)	(0.245)	(0.0893)
Constante	10.21***	10.18***	10.43***	2.983***
	(0.303)	(0.302)	(0.131)	(0.0447)
Observaciones	1.178	1.178	1.178	1.176
R-squared	0.163	0.162	0.069	0.010
Números de empresas	126	126	126	126

Notas: *Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

Tabla AIV.2 Duración del impacto. Panel 1 (2009-2018)

VARIABLES	Log AI	Log AI privado	Log ocupados	Log ingresos
2.duracion	2.662***	2.352***	-0.0542	-0.0257
	(0.646)	(0.642)	(0.0648)	(0.188)
3.duracion	2.059**	2.194***	0.0402	-0.0227
	(0.827)	(0.792)	(0.0713)	(0.202)
4.duracion	1.153	1.301	0.110	0.0342
	(0.944)	(0.932)	(0.0815)	(0.262)
5.duracion	0.816	0.933	0.0917	0.0834
	(0.913)	(0.905)	(0.0965)	(0.246)
6.duracion	1.010	1.146	0.112	0.237
	(0.914)	(0.906)	(0.1000)	(0.260)
7.duracion	1.596	1.678*	0.0373	0.310
	(1.010)	(1.003)	(0.131)	(0.294)
8.duracion	1.456	1.625	0.136	0.262
	(1.103)	(1.101)	(0.129)	(0.364)
9.duracion	1.362	1.547	0.122	0.0238
	(1.239)	(1.233)	(0.158)	(0.383)
10.duracion	1.456	1.682	0.00549	0.111
	(1.595)	(1.590)	(0.273)	(0.451)
2010.anio	-4.114***	-4.224***	-0.0597	-0.0183
	(0.628)	(0.621)	(0.0435)	(0.165)
2011.anio	-4.126***	-4.209***	-0.0212	0.247
	(0.672)	(0.661)	(0.0517)	(0.174)
2012.anio	-3.400***	-3.469***	0.00429	0.390**
	(0.671)	(0.657)	(0.0596)	(0.193)
2013.anio	-4.051***	-4.130***	-0.0837	0.397*
	(0.706)	(0.701)	(0.0755)	(0.205)
2014.anio	-4.456***	-4.498***	-0.0818	0.185
	(0.678)	(0.674)	(0.0882)	(0.228)

2015.anio	-4.629***	-4.678***	-0.0599	-0.0799
	(0.640)	(0.638)	(0.0927)	(0.238)
2016.anio	-6.509***	-6.537***	-0.133	-0.307
	(0.730)	(0.733)	(0.0837)	(0.263)
2017.anio	-6.088***	-6.155***	-0.109	-0.191
	(0.796)	(0.793)	(0.0917)	(0.304)
2018.anio	-5.541***	-5.634***	-0.105	-0.406
	(0.850)	(0.845)	(0.0997)	(0.286)
Constante	10.15***	10.13***	2.981***	10.42***
	(0.328)	(0.325)	(0.0453)	(0.136)
Observaciones	1.178	1.178	1.176	1.178
R-squared	0.159	0.158	0.015	0.069
Números de empresas	126	126	126	126

Notas:*Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

Tabla AIV.3 Resultados Panel 2 (2010-2018)

VARIABLES	Log I+D	Log AI	Log AI privado	Log ingresos	Log ocupados
Efecto tratamiento	1.935***	2.457***	2.362***	0.179	0.198**
	(0.624)	(0.740)	(0.735)	(0.380)	(0.0857)
2011.anio	-0.183	0.340	0.364	0.385**	-0.0185
	(0.343)	(0.480)	(0.477)	(0.167)	(0.0385)
2012.anio	0.623*	1.509***	1.494***	0.751***	0.0695*
	(0.372)	(0.479)	(0.478)	(0.203)	(0.0396)
2013.anio	0.481	0.711	0.647	0.850***	0.0491
	(0.531)	(0.650)	(0.648)	(0.204)	(0.0445)
2014.anio	0.426	0.689	0.689	0.903***	0.0923*
	(0.514)	(0.628)	(0.627)	(0.212)	(0.0536)
2015.anio	0.664	0.795	0.792	0.819***	0.0940*
	(0.511)	(0.621)	(0.621)	(0.210)	(0.0565)
2016.anio	-0.715	-1.155*	-1.121*	0.695***	-0.000998
	(0.538)	(0.611)	(0.611)	(0.211)	(0.0586)
2017.anio	-0.543	-0.762	-0.756	0.648***	0.0400
	(0.539)	(0.621)	(0.620)	(0.234)	(0.0606)
2018.anio	-0.281	-0.463	-0.446	0.584**	0.0858
	(0.560)	(0.622)	(0.622)	(0.248)	(0.0641)
Constante	3.178***	4.742***	4.741***	12.69***	2.775***
	(0.274)	(0.326)	(0.324)	(0.163)	(0.0368)
Observaciones	1.521	1.521	1.521	1.521	1.501
R-squared	0.036	0.066	0.063	0.044	0.034
Números de empresas	177	177	177	177	177

Notas: *Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

Tabla AIV.4 Duración del impacto. Panel 2 (2010-2018)

VARIABLES	Log I+D	Log AI	Log AI privado	Log ingresos	Log ocupados
1 año	1.465**	1.788***	1.540**	0.0692	0.267
	(0.641)	(0.616)	(0.609)	(0.0601)	(0.197)
2 año	2.075***	1.970**	2.069***	0.0837	0.0311
	(0.778)	(0.781)	(0.768)	(0.0771)	(0.217)
3 año	1.016	0.672	0.705	0.150*	0.144
	(0.931)	(0.918)	(0.911)	(0.0858)	(0.304)
4 año	1.122	0.918	0.961	0.0887	0.324
	(0.917)	(0.872)	(0.868)	(0.0965)	(0.292)
5 año	1.260	0.945	0.988	0.0537	0.430
	(0.830)	(0.944)	(0.934)	(0.109)	(0.316)
6 año	1.226	0.811	0.812	0.0226	0.564
	(0.919)	(1.059)	(1.054)	(0.143)	(0.478)
7 año	1.381	0.785	0.838	-0.0512	0.403
	(1.170)	(1.184)	(1.184)	(0.202)	(0.885)
2011.anio	0.752***	1.543***	1.520***	0.0790***	0.466***
	(0.212)	(0.308)	(0.307)	(0.0211)	(0.176)
2012.anio	1.347***	2.462***	2.431***	0.157***	0.792***
	(0.323)	(0.387)	(0.384)	(0.0330)	(0.161)
2013.anio	0.991**	1.475**	1.376**	0.128***	0.893***
	(0.493)	(0.567)	(0.565)	(0.0469)	(0.200)
2014.anio	0.856*	1.419**	1.378**	0.152***	0.938***
	(0.500)	(0.571)	(0.571)	(0.0543)	(0.208)
2015.anio	1.078**	1.536***	1.477**	0.152**	0.823***
	(0.542)	(0.577)	(0.578)	(0.0597)	(0.194)
2016.anio	-0.279	-0.360	-0.385	0.0616	0.654***
	(0.540)	(0.583)	(0.579)	(0.0604)	(0.200)
2017.anio	-0.138	0.0342	-0.0150	0.113*	0.556***

	(0.553)	(0.620)	(0.619)	(0.0640)	(0.210)
2018.año	0.0755	0.334	0.293	0.173**	0.480**
	(0.600)	(0.645)	(0.644)	(0.0719)	(0.226)
Constante	3.154***	4.700***	4.702***	2.771***	12.69***
	(0.278)	(0.330)	(0.328)	(0.0377)	(0.166)
Observaciones	1.521	1.521	1.521	1.501	1.521
R-squared	0.041	0.066	0.064	0.033	0.048
Números de empresas	177	177	177	177	177

Notas: *Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.

Tabla AIV.5 Resultados Panel 3 (2013-2018)

VARIABLES	Log I+D	Log AI	Log AI privado	Log ocupados	Log ingresos
efecto_tratamiento	2.412***	3.109***	2.961***	0.149**	-0.180
	(0.634)	(0.682)	(0.677)	(0.0738)	(0.578)
2014.anio	-0.511*	-0.572*	-0.540	-0.00313	0.934**
	(0.305)	(0.337)	(0.336)	(0.0315)	(0.452)
2015.anio	-0.126	0.101	0.0301	0.0575	1.158**
	(0.318)	(0.310)	(0.308)	(0.0397)	(0.450)
2016.anio	-2.104***	-2.639***	-2.629***	-0.0130	1.113**
	(0.426)	(0.479)	(0.479)	(0.0473)	(0.483)
2017.anio	-1.884***	-2.194***	-2.169***	0.0135	1.162**
	(0.438)	(0.491)	(0.489)	(0.0506)	(0.494)
2018.anio	-1.660***	-2.222***	-2.218***	0.0674	0.970**
	(0.427)	(0.481)	(0.480)	(0.0516)	(0.489)
Constante	4.935***	7.006***	6.998***	2.762***	12.05***
	(0.262)	(0.266)	(0.264)	(0.0305)	(0.242)
Observaciones	1.464	1.413	1.413	1.451	1.464
R-squared	0.075	0.110	0.106	0.024	0.041
Números de empresas	244	244	244	244	244

Notas: *Significativa al 10%. **Significativa al 5%. ***Significativa al 1%.