

Flujos de conocimiento y *Spillovers* en la Industria Colombiana de Alimentos y Bebidas

Universidad del Rosario

Facultad del Economía
Tesis Maestría en Economía

Presentado por:
Juan Guillermo Salazar Duque

Dirigido por:
Juan Miguel Gallego

Bogotá, Colombia
2019

Flujos de conocimiento y *Spillovers* en la Industria Colombiana de Alimentos y Bebidas *

Juan Guillermo Salazar Duque **
Asesor: Juan Miguel Gallego

15 de julio de 2019

Resumen

Este artículo desarrolla medidas de flujos de conocimiento que capturan externalidades de las actividades científicas a través de los espacios tecnológico, de producto y geográfico para el sub-sector de alimentos y bebidas de la industria Colombiana. Adicionalmente, estima cómo estos influyen en la productividad de las firmas. Estos flujos de conocimiento son significativos y económicamente importantes y robustos a diferentes metodologías de estimación. Se encuentra que, los factores que más impactan la productividad empresarial, es la inversión en capital de conocimiento propio, el *spillover* de producto y el tecnológico. Finalmente, los resultados indican que la política pública no solo debe estar orientada a reducir los obstáculos que enfrentan las empresas pequeñas cuando deciden innovar. Adicional a esto, en presencia de externalidades de conocimiento, la de política debe propiciar el apoyo a las empresas altamente innovadoras tiene efectos, a través del contagio, sobre todas las demás empresas de este sub-sector.

Palabras clave: *spillovers*, Productividad, flujos de conocimiento.

Clasificación Jel: D24, O00, O30, O32.

1. Introducción

Incrementar la productividad es uno de los factores más relevantes para aumentar el crecimiento económico de los países en vía de desarrollo y así cerrar las brechas de ingreso per cápita con los países desarrollados. Tanto así que mejorar la productividad es uno de los desafíos más importantes

* Especial agradecimiento a Juan Miguel en el proceso de realización del documento; a Iader Giraldo y a Luis H. Gutierrez por sus atinados comentarios. A ellos son imputables los méritos, mas no los errores en que se haya podido incurrir en este trabajo.

** juang.salazar@urosario.edu.co

para América Latina. Estudios como [Rodríguez-Apolinar & Fernández-Arias \(2016\)](#) muestran que la brecha de productividad explica en 37 % de la diferencia en el ingreso per cápita con respecto a Estados Unidos. Para aumentar la productividad, se hace esencial entender el rol que tiene la innovación en la productividad. Hasta ahora, la evidencia micro-econométrica sigue estando concentrada en países desarrollados y para países como Colombia, la evidencia sigue siendo escasa.

La productividad a nivel empresarial puede ser influenciada tanto por factores internos como externos a la firma. Por ejemplo, en lo que respecta a factores internos, se evidencian los siguientes: el talento del gerente, la mejor calidad de los insumos de producción, las decisiones de innovación en producto, proceso y gasto en investigación y desarrollo de las empresas. Ahora bien, en lo que concierne a factores externos que pueden impactar la productividad de una firma se encuentran los siguientes: la competencia tanto nacional como internacional que se tenga en un mercado específico, las medias regulatorias con las que se opere y las externalidades positivas derivadas de transferencia de conocimiento que puedan venir por la cercanía con empresas ([Syverson, 2011](#)).

Este artículo se centra en cómo uno de estos factores externos, específicamente, las externalidades derivadas de transferencia de conocimiento afectan la productividad de las empresas en el subsector manufacturero de alimentos y bebidas en Colombia. Se escoge este sector porque, como se detalla en la Tabla (1), es el que representa la mayor generación de valor agregado en la industria colombiana para el año 2010 y a su vez es el subsector más heterogéneo, teniendo 23 sub-industrias a nivel de código CIIU a cuatro dígitos¹. Además, es el sector que tiene más firmas que realizan actividades científicas, el 30,1 % de las empresas de este sector se embarcan en actividades científicas.

Tabla 1: **Valor agregado por sector**

Sector	Total Empresas	Empresas innovadoras	Porcentaje del Valor Agregado	Gasto en IE/ Valor Agregado	Sub -industrias	CIIU
1. Productos metálicos	913	260	7,1	2,3	9	27+28
2. Minerales no metálicos	419	144	6,7	7,7	8	26
3. Productos químicos	846	348	28,8	2,5	13	23+24
4. Maquinaria agrícola e industrial	615	163	2,2	5,9	15	29+30
5. Productos eléctricos	205	112	1,6	3,2	9	31+32
6. Equipo de transporte	258	74	3,1	2,6	9	34+35
7. Alimentos, bebida y tabaco	1641	506	30,4	4,2	23	15+16
8. Textiles, cuero y zapatos	1909	397	6,6	2,4	20	17+18+19
9. Madera y muebles	1702	451	6,8	5,5	21	20+25+36
10. Productos de papel e impresión	868	271	6,8	4,6	12	21+22

Nota: Cálculos realizados con la EAM y la EDIT para el 2010.

¹CIIU tercera revisión.

Como se comentó anteriormente, la literatura que estudia las diferencias en la productividad entre firmas es amplia y comprende muchos factores. [Syverson \(2011\)](#) realiza una revisión de trabajos, sobre agendas de investigación en organización industrial, comercio, empleo y macroeconomía, que tocan el tema de la productividad. Esencialmente, la productividad de una firma puede ser influenciada por factores tanto internos como externos a la empresa.

El uso del tiempo, los diferentes incentivos a los empleados, los métodos de supervisión de los objetivos y demás decisiones estratégicas son elementos que tiene bajo control un gerente. A pesar de esto, las practicas gerenciales no son comúnmente indagadas en las encuestas de innovación. [Bloom & Van Reenen \(2007\)](#) realizan encuestas a más de 700 gerentes de distintos países y encuentran que las buenas prácticas empresariales están asociadas a aumentos en la productividad. Por otro lado, la ausencia de buenas prácticas gerenciales suelen estar correlacionadas con un ambiente de baja competencia y, en el caso de firmas familiares, con el paso de la propiedad a la generación familiar subsiguiente. En [Bloom & Van Reenen \(2010\)](#) se amplía la muestra y el número de países y se encuentra que las diferencias de los puntajes en practicas gerenciales se debe a que en países como China, India o Brasil la distribución de practicas gerenciales tiene una cola muy pesada a la izquierda de empresas muy mal gerenciadas.

Por otro lado, la productividad también puede ser influenciada por factores como la adquisición de tecnologías de la información (T.I.C.) y las decisiones de inversión en actividades científicas. [Jorgenson et al. \(2005\)](#) muestra que una parte del aumento de la productividad en las últimas décadas se explica por ganancias muy importantes de las industrias que producen bienes informáticos y otra parte más modesta, por firmas en sectores intensivos en el uso de las tecnologías de la información. En línea con esto, [Bloom et al. \(2012\)](#) muestra que las firmas multinacionales norteamericanas ubicadas en Inglaterra tienen una mayor productividad que las firmas no-americanas, esto lo explican por la alta productividad en sus bienes tecnológicos; incluso, cuando una firma norteamericana compra alguna otra firma en Inglaterra, la eficiencia en el uso de las tecnologías aumenta considerablemente. En Colombia y en América Latina persiste una brecha de adquisición de bienes T.I.C. por parte de las empresas, [Gallego et al. \(2014\)](#) evidencia que la adopción los factores que definen la adopción de las T.I.C los cuales son: el tamaño de la empresa, alto capital humano, mayor propensión de una firma a innovar, entre otros. Por otra parte, [Gallego & Gutiérrez \(2015\)](#) sugiere que las inversiones en bienes T.I.C. pueden tener un alto impacto en la productividad.

Igualmente, artículos como [Doraszelski & Jaumandreu \(2013\)](#) muestran cómo las inversiones en investigación y desarrollo impactan la productividad de la firma y cómo la distribución de productividad de las firmas que invierten en *R&D* domina estocásticamente la distribución de productividad de las firmas que no realizan actividades en *R&D*. Esta relación entre actividades de investigación y desarrollo es exhibida para Latinoamérica por [Crespi & Zuniga \(2012\)](#) y por [Gallego et al. \(2015\)](#) para Colombia, en dónde se expone cómo estas inversiones tienen un efecto sobre la productividad laboral de las empre-

sas tanto industriales como de los sectores de servicios.

Los factores ajenos a la empresas también pueden impactar la productividad. Un canal a través de lo que esto puede pasar son reformas pro-mercado. Un ejemplo de esto es la liberalización que sufrió la economía colombiana en 1990 (el estos años fueron aprobadas reformas laborales, de liberalización comercial y financiera), estudiadas por [Eslava et al. \(2004\)](#); [Fielser et al. \(2018\)](#). En dónde el primer estudio muestra que estas reformas pro-mercado aumentaron la productividad agregada de la industria manufacturera. Esto, como efecto un efecto de la reasignación de los recursos productivos de firmas poco eficientes a firmas de mayor productividad y el segundo estudio muestra que estas reformas indujeron a las empresas a demandar insumos tanto externos como internos de mayor calidad.

Otro factor externo a las firmas es la competencia en el segmento de mercado al que pertenece la empresa. [Bloom et al. \(2016\)](#) exhibe que la competencia inducida por el aumento de las importaciones desde China a diferentes países europeos aumentó la inversión en $R\&D$, el uso de tecnologías de la información y la productividad e igualmente tuvo efectos de reasignación de insumos a empresas más productivas. Para Colombia, [Páez et al. \(2015\)](#); [Meléndez & Seim \(2006\)](#) muestran los efectos de la política comercial en las firmas manufactureras en Colombia; ambos trabajos muestran que las barreras no arancelarias, tanto para bienes intermedios como para bienes finales, erosionan la productividad de la firma.

Finalmente, los flujos de conocimiento, derivados de la interacciones entre las firmas, pueden jugar un rol importante en el aumento de la productividad. Estas externalidades han sido ampliamente estudiadas en países desarrollados y en industrias intensivas en actividades científicas. Ejemplo de esto son [Bloom et al. \(2013\)](#); [Lychagin et al. \(2016\)](#); [Bloch \(2013\)](#). Estas transferencias de conocimiento pueden ser traspasadas de diversas maneras, por lo que construir medidas para capturar los flujos de conocimiento ha sido un reto para los investigadores aplicados. En este artículo se toma como referencia las medidas construidas por [Jaffe \(1986\)](#); [Griliches \(1979\)](#) los cuales toman en cuenta la naturaleza multidimensional de los *spillovers*. Estas medidas pueden ser de naturaleza horizontal (compartir el mismo espacio de productos), tecnológica (compartir los mismos tipos de investigaciones) y geográfica (compartir la misma ubicación geográfica). Incluir estas tres medidas elimina la posibilidad que una medida por si sola resulte ser importante por el hecho de que no se esté controlando adecuadamente por otras medidas de proximidad.

Cercanía geográfica. La cercanía geográfica hace que la interacción entre empleados de diferentes firmas sea más probable, lo que potencia las redes de contactos que pueden facilitar flujos de conocimiento. Adicionalmente, las economías de aglomeración pueden llevar a tener efectos sobre la atracción de mejor capital humano a determinadas regiones. [Eaton & Kortum \(2002\)](#); [Jaffe \(1986\)](#); [Keller \(2002\)](#).

Cercanía horizontal. Las firmas que producen productos similares se pueden

beneficiar de las actividades de $I + D$ de sus rivales. [Jaffe \(1986\)](#); [Orlando \(2004\)](#).

Cercanía tecnológica. firmas que, aunque pueden estar distanciadas en el espacio de productos, pueden desarrollar investigaciones similares [Jaffe \(1986\)](#); [Bloom et al. \(2013\)](#). Como ya se mencionó, pueden existir *spillovers* verticales (relación proveedor-comprador), que en la literatura han sido analizados a través de matrices insumo-producto. Debido a que en la base de datos utilizado no se pueden identificar una cercanía vertical entre firmas.

Por consiguiente, este artículo está desarrollado de la siguiente manera: en la sección 2 se describen las medidas de *spillovers* y provee una discusión de las variables usadas en el análisis y sus fuentes de información, la sección 3 describe la metodología a utilizar junto con la discusión de identificación de los efectos de *spillovers* sobre la productividad, la 4 sección presenta los resultados de las estimaciones, la 5 sección muestra las pruebas de robustez, finalmente la sección 6 concluye, luego se encuentra la bibliografía y en la sección 7 está en apéndice en dónde se realiza una descripción detallada de las variables y se adicionan las estadísticas descriptivas de toda la industria manufacturera y se discute que tan diferente son los promedios de las variables de la industria de alimentos y bebidas respecto a toda la industria manufacturera.

2. Modelo y Datos

2.1. Midiendo los *spillovers*

En esta sección se desarrolla la construcción de las medidas de *spillovers* tecnológicos, horizontales y geográficos. Hay varias maneras de medir la proximidad, este artículo se enfocará en las medidas propuestas por [Jaffe \(1986\)](#).

Antes de presentar estas medidas, es necesario introducir medida de “capital de conocimiento”, la cual es la acumulación de las inversiones que hacen las firmas en actividades científicas, esta adquisición de conocimiento se modela tal como se hace para el capital físico, y termina siendo:

$$C_{it} = (1 - \delta)C_{it-1} + IE_{it-1}$$

Donde δ ² es la tasa de depreciación, IE_{it-1} es el flujo de adquisición de conocimiento de la firma i en el periodo t que se va acumulando y C_{it} es el “capital de conocimiento” resultante de acumular todas las inversiones en actividades de conocimiento pasadas.

Ahora, se presentan la construcción de las medidas de *spillovers* tecnológicos, horizontales y geográficos:

Cercanía tecnológica: las medidas de cercanía tecnológica no tienen una

²Se usa $\delta=0.15$ tal como se usa en [Bloom et al. \(2013\)](#). El valor inicial del capital de conocimiento se calcula así: $C_{i0} = \frac{IE_{i0}}{\delta+g}$, siendo g la tasa de crecimiento del capital de conocimiento en $t = 0$

clara fundamentación microeconómica (Bloom et al., 2013). La primera fundamentación teórica fue dada por Jaffe (1986), en la cual, la idea principal es que el conocimiento se transmite entre firmas cuando los científicos o empleados de diferentes empresas se “encuentran” o se comunican entre si, así que, la probabilidad de la transferencia de conocimiento depende del grado de cercanía entre las diferentes investigaciones que realicen las empresas. Con esto, el *spillover* es la suma de todos los tipos de transferencias de conocimiento que puedan ocurrir de una firma a otra.

Para formalizar este concepto, considere una economía con J firmas, cada firma hace esfuerzos científicos en diferentes tipos de tecnología, indexadas por l ; $l = 1, 2, 3, \dots, L$. Siendo F_{il} la proporción del gasto en el que incurre la firma i en el tipo de investigación de la clase l y la suma de todos esfuerzos científicos que hace cada firma en los diferentes l tipos de tecnología, se representa por $\sum_{l=1}^L F_{il}$.

Con esto, las transferencias de conocimiento entre empresas ocurren dentro del mismo tipo de tecnología más no entre diferentes tipos de tecnología. Cabe resaltar que la transferencia de conocimiento entre una empresa i y una empresa j ocurre sistemáticamente. La medida de cercanía tecnológica de la firma i con la demás firmas j es:

$$w_{ij}^T = \frac{\sum_{l=1}^L F_{il}F_{jl}}{\sqrt{\left[\sum_{l=1}^L F_{il}^2\right] \left[\sum_{l=1}^L F_{jl}^2\right]}} \quad (1)$$

Dónde el super-índice T indica cercanía tecnológica. El numerador $\sum_{l=1}^L F_{il}F_{jl}$, son las transferencias esperadas de la firma i con la firma j en sus diferentes tipos de investigaciones o tecnologías, $\sum_{l=1}^L F_{il}$ es suma de todos esfuerzos científicos de la firma i y $\sum_{l=1}^L F_{jl}$ es suma de todos esfuerzos científicos de la firma j ³.

Teniendo esta medida de cercanía tecnológica, el ***spillover* tecnológico** para la firma i es la suma de las diferentes cercanías con las demás empresas multiplicado por el *stock* de conocimiento de estas empresas j :

$$SpillTech_{it} = \sum_{i \neq j} w_{ij}^T C_{jt}$$

En (Jaffe, 1986; Bloom et al., 2013; Lychagin et al., 2016), los L tipos de tecnología, son clases de patentes. Para la base de datos colombiana no se tiene información de tipos de patentes y así mismo, el número de patentes que desarrollan las empresas manufactureras colombianas es muy poca. Para esto, se sigue la adaptación de Bloch (2013), en la cual L indexa los diferentes tipos de gasto en investigación y desarrollo que se pueden identificar en encuestas de innovación, que para el caso colombiano son 9 tipos⁴. Esta aproximación tiene

³La cercanía tecnológica w_{ij}^T también puede ser vista como un coeficiente de correlación y por lo tanto, esta medida está acotada entre cero y uno.

⁴En la Encuesta de Innovación y Tecnología (EDIT) se pueden identificar 9 clases de gasto: actividades de $I + D$ internas, actividades de $i + D$ externas, adquisición de maquinaria y equipo,

la ventaja de poder examinar los *spillovers* de todas las firmas que realizan actividades científicas y no solo firmas con patentes, permitiendo una mayor cobertura de la difusión tecnológica.

Cercanía horizontal: la microfundamentación que se expuso para la cercanía tecnológica, también puede ser aplicada al caso en el que dos firmas produzcan los mismos tipos de bienes. De esta manera, la transferencia de conocimiento ocurre porque una empresa i puede usar la información de los productos de la firma j para competir con esta de una mejor manera. Esta medida de proximidad tiene la misma estructura que la proximidad tecnológica expresada en la ecuación (1) en la cuál L indexa los tipos de productos, F_{il} indexa la proporción que representa el bien l en la producción de la firma i y F_{jl} indexa la proporción que representa el bien l en la producción de la firma j . La medida de cercanía horizontal de la firma i con la demás firmas j es:

$$w_{ij}^P = \frac{\sum_{l=1}^L F_{il}F_{jl}}{\sqrt{\left[\sum_{l=1}^L F_{il}^2\right] \left[\sum_{l=1}^L F_{jl}^2\right]}} \quad (2)$$

En el que, el súper-índice P indica que es la cercanía de productos. De nuevo, en este caso $\sum_{l=1}^L F_{il}F_{jl}$, son las transferencias de conocimiento esperadas por parte de la firma i con la firma j en los diferentes l tipos de productos que comparten.

El *spillover horizontal* para la firma i es la suma de las diferentes cercanías de producto, multiplicadas por el acervo de conocimiento de las demás empresas j :

$$SpillSIC_{it} = \sum_{i \neq j} w_{ij}^P C_{jt}$$

La Encuesta Anual Manufacturera (EAM), tiene un módulo completo en el cual las empresas descomponen su producción de manera detallada, según la Clasificación Central de Productos (CPC), a un nivel de detalle de 7 dígitos. Para este ejercicio, se tomaron los primeros cuatro dígitos de la clasificación con lo que se tienen 1168 diferentes clases de productos a correlacionar en w_{ij}^P .

Este módulo de productos es llenado por todas las empresas y cuenta con pocos valores faltantes en el código de producto. De las 885 empresas de la muestra, 96 empresas reportan códigos erróneos, los cuales no son posibles de utilizar para el *spillover horizontal*. Sin embargo, el valor de la producción que representan estos productos en la producción total de un determinado año no supera del 2 % para 80 empresas y para solo 4 empresas el valor de producción de estos productos, que no tienen identificador, llega al 5 % de la producción total. Con esto, los valores faltantes en el código de producto no son un problema que llegue a sesgar los resultados.

Cercanía geográfica: esta medida se puede asimilar a que los empleados

tecnologías de la información y comunicaciones, mercadeo de innovaciones, transferencia de tecnología, asistencia técnica y consultoría, ingeniería y diseño industrial y formación y capacitación especializada.

de diferentes firmas que se encuentran cerca geográficamente tienen oportunidades de comunicarse y esto puede facilitar el aprendizaje entre empresas “vecinas”. Igualmente, la cercanía geográfica puede capturar las economías de aglomeración dentro de ciudades y territorios.

Para esta medida, las firmas que estén en la misma región tendrán una cercanía geográfica igual a 1 y en caso en el que las empresas queden en zonas geográficas distintas, la medida de contagio o cercanía es inversamente proporcional a la distancia a la que se encuentren. Así, la cercanía geográfica es:

$$w_{ij}^G = \frac{1}{d_{ij}}$$

Dónde, el súper-índice G indica que es la cercanía en términos geográficos. Para las estimaciones, d_{ij} será la distancia en kilómetros, que se tiene que recorrer por carretera entre las distintas regiones.

El *spillover geográfico* de la firma i es esta cercanía geográfica multiplicada por el *stock* de capital de conocimiento de las demás empresas j y está definido de la siguiente manera:

$$SpillGeo_{it} = \sum_{i \neq j} w_{ij}^G C_{jt}$$

En la Encuesta Anual Manufacturera (EAM) se tiene información sobre la ubicación de la empresa de manera imperfecta. Se puede identificar el departamento en el que se encuentra una firma y si se cuenta en un área metropolitana importante o no. Si la empresa no se encuentra en un área metropolitana, no es posible identificar en que municipio se encuentra, así que solo se tienen en cuenta las firmas para las cuales es posible identificar el municipio exacto en el que se ubican, las cuales son 11 regiones ⁵.

2.2. Datos

Este artículo emplea dos fuentes de información, la primera es la Encuesta de Innovación y tecnología (EDIT), la cual indaga sobre los esfuerzos en los que incurren las firmas para realizar actividades de innovación, el gasto en innovación, los tipos de innovación (producto, proceso y organizacional) y otras variables relacionadas como los diferentes obstáculos a la innovación, el personal ocupado en actividades científicas, cooperación con algún socio para la realización de actividades científicas, entre otras.

La segunda fuente de información es la Encuesta Anual Manufacturera (EAM) la cuál provee información sobre las ventas, el valor agregado, exportaciones, número de empleados, región de ubicación, insumos, entre otras. Ambas encuestas son de obligatoria realización para las empresas de más de 10 empleados o para empresas que cumplan con cierto nivel de producción anual, el

⁵Las 11 regiones son: Medellín, Barranquilla, Bogotá D.C. Cartagena, Manizales, Popayán, Cundinamarca, Cúcuta, Pereira, Bucaramanga y Cali. Se Asume que las empresas ubicadas en Cundinamarca tienen la misma no difieren en distancia con las firmas localizadas en Bogotá D.C.

cual se incrementa con base al Índice de Precios del Productor de la industria⁶.

Mientras la EAM es de carácter anual y recoge información a nivel de establecimiento, la EDIT es de carácter bienal y recopila información a nivel de empresa. A pesar del carácter bienal de la EDIT, para las variables como el gasto en actividades científicas, se recopila información para los dos años de cobertura de la encuesta; mientras que para variables categóricas, como los tipos de innovación, solo recoge la información si la empresa innovó o no en alguno de los dos años que cubre la encuesta. Como nuestra variable de interés de la EDIT es el gasto en actividades científicas para la que, como ya se explico, se cuenta con información anual, al momento de cruzar ambas bases de datos podemos utilizar todos los años de ambas encuestas y no hay necesidad de hacer un panel promediando los valores de las variables para cada par de años que cubre cada ronda de encuestas de la EDIT.

Cómo una de nuestras variables tiene que ver con la ubicación de la empresa, nos enfocamos en las empresas que solo tienen una sola planta con el fin de no caer en ambigüedades de que ubicación utilizar al momento de construir el *spillover* geográfico. Más del 90 % de las empresas manufactureras en Colombia solo cuentan con una planta, por lo que, el no contar en nuestra base de datos con las empresas multi-planta no es algo de deba ser preocupante. Estas bases de datos han sido utilizadas por (Kugler & Verhoogen, 2009; Eslava et al., 2004; Haltiwanger et al., 2017; Gallego et al., 2014, 2015) entre otros.

Con la EAM y EDIT se construye una base de datos longitudinal a nivel de firma para el periodo 2005-2010. Al unir estas dos bases, se obtiene un panel no-balanceado de 5324 observaciones y 885 firmas que representan el 88 % de las firmas de la EAM y el 95 % de las firmas de la EDIT que pertenecen al sector del alimentos y bebidas^{7 8}.

2.3. Estadística Descriptiva

En la Tabla (2) se presentan la media y la desviación estándar de las principales variables que se utilizan en las estimación. igualmente, muestra tanto las estadísticas por tamaño de la empresa y el total. La muestra colombiana está conformada principalmente por empresas pequeñas y medianas, las cuales, aunque innoven menos que las empresas grandes⁹ tienen medidas de *spillovers* que no son tan disímiles a las empresas grandes.

⁶Para 2005, primer año que se utiliza en la muestra el valor de producción fue de 121,7 millones y para 2011, último año de la muestra, el valor de producción fue de 131,6 millones. Para el año 2016 este valor de producción de inclusión cambió a 500 millones.

⁷Se decidió no incluir las empresas del sector tabaco por el alto nivel de concentración que tiene esta industria. En la base de datos, para el periodo de análisis solo se tienen seis empresas tabacaleras que producen cuatro productos. Por lo que la inclusión o no de estas empresas en la muestra no debe alterar los resultados.

⁸Al unir estas dos bases, para la base de datos que contiene todos los sectores manufactureros, el resultado contiene el 85 % de las firmas de la EAM y el 90 % de las firmas de la EDIT.

⁹El 72 % de las empresas grandes realizan algún tipo de innovación, mientras el 55 % y el 29 % de las empresas medianas y pequeñas realizan algún tipo de innovación

La concentración de más empresas pequeñas y medianas en la base de datos colombiana es una diferencia importante con los estudios existentes. Por ejemplo, el promedio de empleados en las estimaciones de [Bloom et al. \(2013\)](#) es 3,829 empleados, el promedio de empleados en la base de datos utilizada por [Lychagin et al. \(2016\)](#) es 11,562 empleado y en [Bloch \(2013\)](#) el promedio es de 2,949 empleados. Este estudio es el primero en el que se concentra en empresas pequeñas y medianas, las cuales podrían beneficiarse más de los *spillovers*, ya que son firmas con menos capacidades para realizar innovaciones totalmente novedosas para el mercado.

Respecto a las variables tradicionales que entran en la función de producción y el capital de conocimiento se observa una relación monótona creciente por tamaño de la firma para todas las variables y decreciente en el valor de la desviación estándar para $Ln(Producto)$, $Ln(Empleados)$, $Ln(Materiales)$, $Ln(Capital)$, cosa que no se observa para el $Ln(CapitalConocimiento)$ en la que la varianza más grande la tienen las firmas medianas. Todas las variables de tabla (2) se encuentran en términos reales, para ver una explicación más detallada de la construcción de las variables y los precios con que se deflactan ir al apéndice (sección 7).

Tabla 2: Estadísticas descriptivas del sector de alimentos y bebidas

	Empresas			Total
	Pequeñas (5-49) empleados	Medianas (50-249) empleados	Grandes + de 250 empleados	
Dummy innovación	0.29 (0.45)	0.55 (0.50)	0.72 (0.45)	0.37 (0.48)
Intensidad Innovadora	0.01 (0.04)	0.01 (0.03)	0.02 (0.03)	0.01 (0.03)
Intensidad Innovadora ($IE > 0$)	0.03 (0.05)	0.02 (0.04)	0.03 (0.05)	0.03 (0.05)
Edad (años)	22.01 (13.49)	28.48 (17.42)	32.08 (16.06)	24.12 (15.06)
Empleados	19.89 (11.88)	106.86 (50.02)	478.79 (247.85)	64.53 (119.52)
Ln(Producto)	13.90 (1.17)	16.03 (1.10)	17.96 (0.85)	14.63 (1.65)
Ln(Empleados)	2.81 (0.62)	4.57 (0.45)	6.07 (0.43)	3.41 (1.13)
Ln(Materiales)	13.18 (1.37)	15.30 (1.33)	17.35 (1.01)	13.91 (1.80)
Ln(Capital)*	12.70 (1.29)	14.79 (1.30)	16.89 (1.04)	13.43 (1.76)
Ln(Capital Conocimiento)	2.93 (3.63)	6.42 (4.14)	9.42 (3.87)	4.13 (4.24)
LnSpillSic	12.37 (1.83)	12.57 (1.44)	12.99 (1.05)	12.45 (1.71)
LnSpillTech	3.10 (5.83)	4.72 (6.67)	4.91 (6.82)	3.59 (6.15)
LnSpillGeo	14.22 (1.01)	14.19 (0.97)	14.12 (0.91)	14.21 (0.99)
Observaciones	3.720	1.339	265	5.324

Nota: Estadísticas descriptivas para el sector de alimentos y bebidas.

Media; desviación estándar en paréntesis

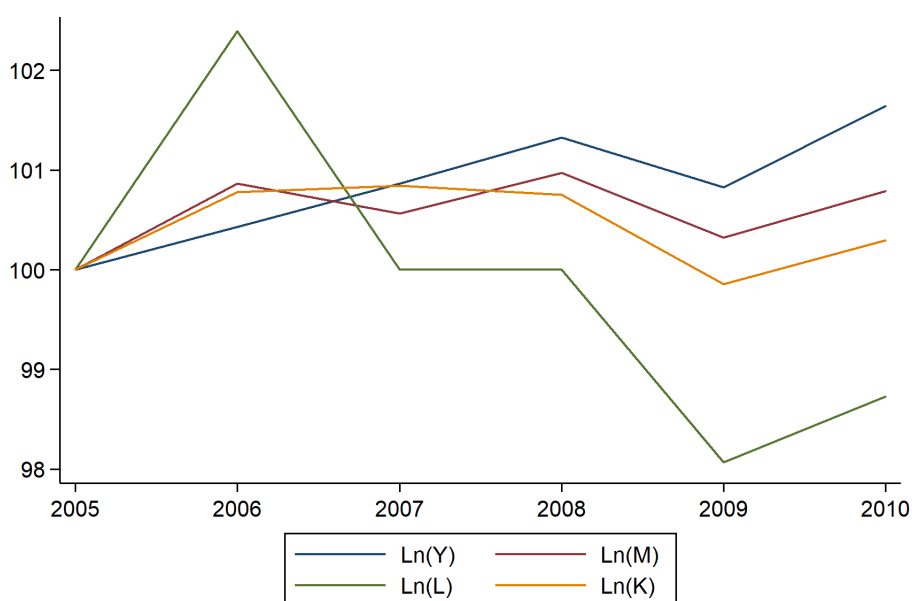
la intensidad innovadora se define como: gasto en IE /producción

*Para calcular el valor inicial del capital, se toman en cuenta los niveles de inversión desde 1990. Al tener un periodo tan largo, el valor inicial del capital se diluye en el tiempo y no influye en el *stock* de capital para el periodo de estimación.

Para tener una mejor comprensión de cómo evolucionan las principales variables utilizadas en este estudio en esta industria, se presentan las figuras (1) y (2), en el que a las variables se les modifica la escala. Todas las variables toman el valor de 100 en el año 2005 y luego evolucionan de acuerdo a sus tasas de crecimiento. Esto se realiza para analizar el co-movimiento tanto de las variables que van en la función de producción, como el co-movimiento de los *spillovers*.

En la figura (1) se detalla que la producción de la industria de alimentos y bebidas ha aumentado constantemente a través del tiempo. Se aprecia, cómo el tamaño promedio de la firmas de esta industria aumentó en 2006, luego en 2007 y 2008 toma el mismo valor con que inició y luego para 2009 y 2010, el tamaño promedio de la firmas se redujo. Esta variable es la que más cambios tiene, por lo que, con excepción de los años 2007-2008, es la variable más procíclica. La demanda de materiales, va muy en línea con los movimientos de la producción. De 2007 hasta 2010, los materiales se mueve paralelamente con la producción. Por otro lado, el capital en algunos momentos se mueve en la dirección opuesta a la producción y en otros momentos, se mueve en la misma dirección de la producción. Cabe resaltar que, la decisión de demandar más empleados o materiales, es una decisión que solo se ve afectada por lo que pasa en el mismo periodo en el que se toma la decisión de producción, mientras que la decisión de acumular capital se ve afectada por varios periodos. Es decir, para acumular capital, la firma toma en consideración tanto su decisión de producción presente y futura como los posibles costos de ajuste que tiene la inversión.

Figura 1: Co-movimiento entre la producción y los insumos



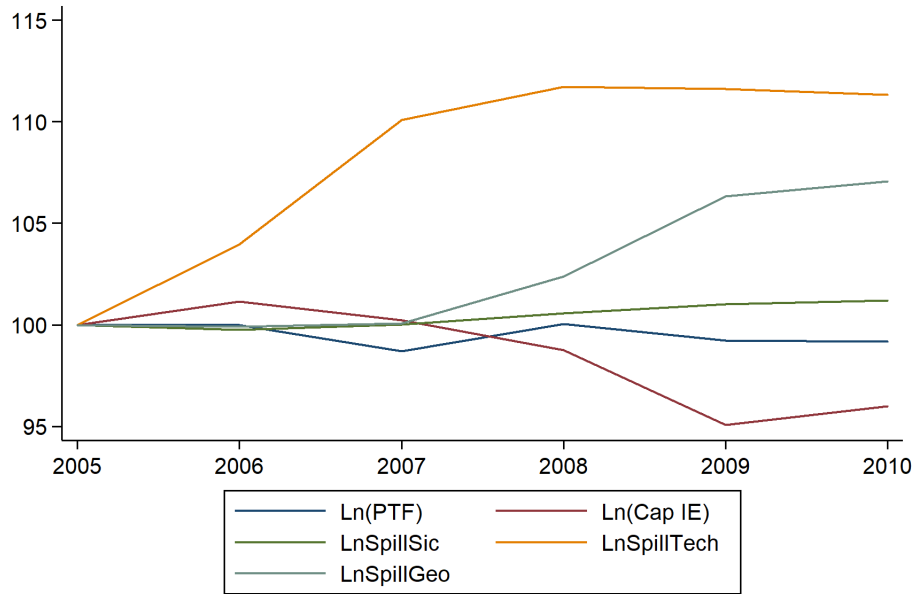
Nota: a las variables se les aplica un cambio de escala. En esta gráfica todas las variables tienen un valor inicial de 100 y luego se les aplica la tasa de crecimiento que tienen las variables originales.

Por otro lado, en la figura (2) se presentan los co-movimientos de la productividad, medido a través del índice multilateral -cuya fórmula se explica en la sección de la metodología-, con el capital de conocimiento y los *spillovers*. Se aprecia que la productividad en la industria de alimentos y bebidas está estancada, el nivel de 2010 es prácticamente igual al valor de 2005. Aunado a esto, el valor del *spillovers* de producto, crece muy poco en el tiempo, mientras que el capital de conocimiento propio de las firmas disminuyó para el

periodo 2008-2010, esto ocurre porque en estos años las empresas invirtieron en actividades científicas, que junto con la depreciación, hace que este capital disminuya.

Los *spillovers* tecnológico y geográfico, aumentan a través del tiempo, esto tiene dos explicaciones. (i) En el margen extensivo muchas más empresas invierten en actividades científicas, esto no necesariamente hace que el capital de conocimiento de la industria aumente, aunque, (ii) en el margen intensivo, las empresas que ya habían acumulado capital de conocimiento decidieron no hacerlo en este periodo. Esto hace que *spillovers* tecnológico y geográfico aumenten es que muchas más empresas decidieron invertir en actividades científicas, así sea una poca cantidad. Esto hace que los *spillovers* se amplifiquen así el capital de conocimiento de la industria disminuya.

Figura 2: Co-movimiento entre la productividad y los *spillovers*



Nota: a las variables se les aplica un cambio de escala. En esta gráfica todas las variables tienen un valor inicial de 100 y luego se les aplica la tasa de crecimiento que tienen las variables originales.

Ahora, para distinguir, los efectos de cada uno de los *spillovers* sobre nuestra variable endógena, la productividad, es necesario que estas variables tengan un alto grado de independencia entre sí. Para garantizar esto, la Tabla (3) reporta los coeficientes de correlación entre cada una de las parejas de *spillovers*, es decir, se evalúa qué tanto se co-mueven el capital de conocimiento ($\ln(C)$) y los *spillovers* de producto, tecnológico y geográfico ($\ln\text{SpillSic}$, $\ln\text{SpillTech}$, $\ln\text{SpillGeo}$).

En la primera fila de la Tabla (3), se reportan las correlaciones entre cada uno de los pares de variables. Por ejemplo, el valor 0.039 es el coeficiente de correlación entre los *spillovers* de producto y el tecnológico y el valor 0.168

es el coeficiente de correlación entre los *spillovers* de producto y el geográfico. Ahora, en la segunda fila, se reportan los coeficientes de correlación una vez a las variables se les resta la media por firma. Efectivamente, al incorporar las variables en una regresión e incluir efectos fijos, la correlación que importa es esta.

Tabla 3: Correlación entre los *spillovers* y el capital de conocimiento

Correlaciones	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Entre	Sic-Tech	Sic-Geo	Geo-tech	C-Sic	C-Tech	C-Geo
X	0.039	0.168	0.076	0.136	0.129	0.107
X- $\bar{X}$	0.264	0.495	0.317	0.384	0.218	0.423

Nota: X denota $\ln SpillSic$, $\ln SpillTech$, $\ln SpillGeo$ y $\ln(C)$.

X- $\bar{X}$ denota las variables, una vez se les resta la media por firma.

A manera de ejemplo, el valor de 0.264 es el coeficiente de correlación entre los *spillovers* de producto y el tecnológico, una vez a estas variables se les remueve la media por firma y el valor 0.495 es el coeficiente de correlación entre los *spillovers* de producto y el geográfico removiéndoles la media. Todas las correlaciones están muy por debajo de la unidad, lo que implica una independencia razonable entre cada uno de los *spillovers* y el capital de conocimiento.

En la próxima sección se explica cómo se construye el índice de productividad y cuál es la estrategia empírica para garantizar la consistencia de las estimaciones.

3. Metodología

Para identificar cómo estos *spillovers* impactan la productividad de las firmas se seguirán dos enfoques: (1) utilizar un índice de productividad específico a cada firma para que este dependa de las medidas de *spillovers* y (2) introducir las medidas de *spillovers* en una estructura de función de producción, utilizando una función de producción Cobb-Douglas. Bajo ambas especificaciones, la productividad es una función del capital de conocimiento propio y de los *spillovers*, por lo que, se debe abordar problemas de endogeneidad, que serán discutidos más adelante y que se resuelven con técnicas econométricas estándares de datos de panel.

El primer enfoque, en el que se utiliza un índice de productividad, se debe crear un índice de producto, el cual se divide por un índice de insumos. Existen muchas posibles formas funcionales, lo suficientemente flexibles, para un índice de productividad. Así, para hacer una comparación para la firma i , se puede comparar a la firma i en el periodo t con la firma i en el periodo $t - 1$ (comparación unilateral) siguiendo a (Solow, 1957) o comparar la firma i en el periodo t con una firma “hipotética-promedio” en el periodo t (comparación multilateral), desarrollada por (Caves et al., 1982). En ambos escenarios, las proporciones de los insumos se derivan de una función de costo. Esto se realiza con el fin de tener en cuenta una posible competencia imperfecta y no tener la necesidad de suponer *markups* iguales a cero; lo que si se asume es que la

participación del capital es la resta de uno menos las proporción del gasto en trabajo y materiales, lo que nos lleva a rendimientos constantes a escala (Hall, 1989).

Como ya se explicó anteriormente, el índice de productividad es entonces la división, o la resta, si las variables están el logaritmo, de la producción Q y los insumos, con sus respectivas participaciones. En este caso los insumos son: materiales M , trabajo l y el capital K . Las variables en ecuación (3) se encuentran en minúscula porque denotan el logaritmo natural del producto y de los insumos; mientras que las variable S con su respectivo sub-índice denotan la participación de cada insumo en la producción.

$$PTF_{it} = q_{it} - S_{Lit}l_{it} - S_{Mit}m_{it} - (1 - S_{Lit} - S_{Mit})k_{it} \quad (3)$$

Ya que las funciones de producción entre firmas pueden ser bastante heterogéneas, en el índice multilateral, en el periodo t se compara la firma i con su promedio en el tiempo. Si las variables utilizadas llegan a tener algún tipo de tendencia, esto es posible capturarlo con efectos fijos de tiempo.

Restando a la ecuación (3) su media, la ecuación quedaría así:

$$PTF_{it} - \bar{PTF}_{it} = (q_{it} - \bar{q}_{it}) - \tilde{S}_{Lit}(l_{it} - \bar{l}_{it}) - \tilde{S}_{Mit}(m_{it} - \bar{m}_{it}) - (1 - \tilde{S}_{Lit} - \tilde{S}_{Mit})(k_{it} - \bar{k}_{it}) \quad (4)$$

Dónde las variables con barra representan la media en el tiempo de estas variables.

$$\bar{x}_{it} = \frac{1}{T} \sum \ln(X_{it}) \quad (5)$$

Por lo que, en la ecuación (5) X simboliza tanto la producción como los materiales. Y con el fin de tener unas participaciones de los insumos que sean estables en el tiempo, el índice multilateral contempla promediar la media con la participación de cada insumo en el periodo t

$$\tilde{S}_{it} = \frac{S_{X_{it}} + \bar{S}_{X_{it}}}{2} \quad (6)$$

Utilizar como variable a explicar un número índice trae dos ventajas. Primero, no es necesario estimar coeficientes de la función de producción y segundo, el problema de endogeneidad se resuelve moviendo al lado izquierdo de la ecuación los insumos (Lychagin et al., 2016). En la regresión se incluye, el capital de conocimiento de las firmas $\ln C$, el *spillover* de producto, $\ln SpillSIC$, el *spillover* tecnológico $\ln SpillTech$ y el *spillover* geográfico como variables explicativas.

Como ya se explicó, los insumos convencionales no proveen un problema de endogeneidad en la estimación por estar al lado izquierdo de la ecuación. Los *spillovers* de producto, tecnológico y geográfico no generan problemas de endogeneidad porque las decisiones de inversión en actividades científicas en un modelo competitivo no son simultaneas y porque el grado de cercanía para cada textitspillovers es exógeno, siguiendo la literatura de diferenciación de producto (Berry, 1994; Keller, 2002). Sin embargo, el capital de conocimiento de la firma $\ln(C_{it})$, es potencialmente endógeno; choques no observados de productividad, pueden hacer que la firma invierta más en actividades científicas. Para resolver este problema se considera las restricciones de Arellano &

Bond (1991).

En consecuencia, la ecuación a estimar sería:

$$PTF_{it} - P\bar{T}F_{it} = z_{it}\beta + \alpha_i + \lambda_t + \epsilon_{it} \quad (7)$$

Dónde z_{it} es un vector con las variables explicativas.

$$Z_{it} = [\ln C_{it}, \ln SpillSIC_{it}, \ln SpillTech_{it}, \ln SpillGeo_{it}] \quad (8)$$

En relación al enfoque de la función de producción; los sesgos al estimarla a través de mínimos cuadrados ordinarios son ampliamente conocidos. Los sesgos son el resultado de una correlación entre el nivel de insumos y choques de productividad no observados por el econometrista. Cuando una firma sufre un choque positivo de productividad responderá demandando más insumos.

Para resolver este sesgo Olley & Pakes (1992); Levinsohn & Petrin (2003) desarrollaron técnicas en donde, con variables observables (e.g. la inversión o los insumos intermedios como los materiales o el trabajo) es posible controlar el proceso de productividad específico de la firma. En este artículo, se decide estimar la función de producción a través de Método Generalizado de Momentos (G.M.M.) siguiendo a Arellano & Bond (1991); Blundell & Bond (1998, 2000), ya no es elemental incorporar productividad endógena con los enfoques de Olley & Pakes (1992). Ejemplos de *papers* que han incorporado productividad endógena en estimaciones de función de producción son: De Loecker (2011); Gandhi et al. (2011); Doraszelski & Jaumandreu (2013).

La función de producción en logaritmos es:

$$y_{it} = \beta_l l_{it} + \beta_m m_{it} + \beta_k k_{it} + z_{it}\gamma + \alpha_i + \lambda_t + u_{it} \quad (9)$$

Donde z_{it} , cómo en la ecuación (8) es el vector que contiene los *spillovers* y el capital de conocimiento. Al utilizar cómo método de estimación Blundell & Bond (1998, 2000), asumimos que u_{it} , el error, sigue un proceso AR(1).

$$u_{it} = \rho u_{it-1} + e_{it}, \quad |\rho| < 1 \quad (10)$$

Dónde e_{it} es ruido blanco. Introduciendo la ecuación (9) en (10) se llega a:

$$y_{it} - (\beta_l l_{it} + \beta_m m_{it} + \beta_k k_{it} + z_{it}\gamma + \alpha_i + \lambda_t) = [\rho (y_{it-1} - (\beta_l l_{it-1} + \beta_m m_{it-1} + \beta_k k_{it-1} + z_{it-1}\gamma + \alpha_i + \lambda_{t-1}))] \quad (11)$$

Y simplificando un poco, la ecuación (11) se puede llevar a:

$$y_{it} = \rho y_{it-1} + \beta_l l_{it} + \beta_m m_{it} + \beta_k k_{it} + z_{it}\gamma + \pi_l l_{it-1} + \pi_m m_{it-1} + \pi_k k_{it-1} + z_{it-1}\pi_z + \alpha_i^* + \lambda_t^* + e_{it} \quad (12)$$

En dónde $\alpha_i^* = (1 - \rho)\alpha_i$, $\lambda_t^* = \lambda_t - \rho\lambda_{t-1}$ y los coeficientes asociados con π , deben de cumplir la siguiente restricción:

$$\beta_i = -\frac{\pi_i}{\rho} \quad (13)$$

en dónde i indexa a los coeficientes de los insumos convencionales y los *spillovers* que están en $t - 1$. Se estima el modelo no restringido de la ecuación (12) y luego se imponen las restricciones con métodos de minimización.

4. Resultados

En la Tabla 4 y 5 se presentan algunas de las especificaciones de la ecuación (7), en la que la variable endógena es el índice de productividad. Estas especificaciones contienen efectos fijos de firmas y de tiempo.

En la Tabla 4 se incluyen cada medida de *spillover* por separado y todas las cuatro de manera conjunta, cuando cada medida se incluye por separado, los coeficientes son positivos y significativos, excepto la medida de *spillover* geográfico. La medida con el coeficiente más grande es el capital de conocimiento propio y le sigue la medida de *spillover* de producto. Esto se mantiene incluso cuando todas las medidas se incluyen de manera conjunta en una misma regresión, considerando la naturaleza multidimensional de los *spillover*, sin que las medidas de producto y tecnológico pierdan significancia.

Tabla 4: Índice Multilateral, estimación MCO

Variables	(1) Ln(PTF)	(2) Ln(PTF)	(3) Ln(PTF)	(4) Ln(PTF)	(5) Ln(PTF)
Ln(Capital Conocimiento)	0.029** (0.014)	0.031** (0.011)	0.031** (0.013)	0.029** (0.009)	0.033** (0.008)
LnSpillSic		0.037** (0.018)			0.035* (0.018)
LnSpillTech			0.003** (0.001)		0.003** (0.001)
LnSpillGeo				0.010 (0.014)	0.006 (0.014)
Constante	0.047*** (0.012)	0.038*** (0.011)	0.040*** (0.011)	0.035*** (0.011)	0.047*** (0.011)
R-cuadrado	0.017	0.012	0.012	0.010	0.014
Efectos Fijos de firma	✓	✓	✓	✓	✓
Efectos Fijos de Tiempo	✓	✓	✓	✓	✓
Número de Firmas	872	872	872	872	872
Observaciones	3,972	3,972	3,972	3,972	3,972

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

La Tabla 5 exhibe además de las variables *spillover*, las interacciones entre ellas. Esto con el fin de ver cómo los efectos se pueden amplificar o reducir de acuerdo a cómo interactúan los diferentes *spillover* entre sí. La distancia geográfica puede afectar las diferentes medidas de contagio ya que las aglomeraciones de *R&D* o los *clusters* industriales pueden hacer que el flujo de conocimiento decrezca a medida que la distancia aumenta. Si esta hipótesis es cierta, los coeficientes de la interacción con el *spillover* geográfico deben de ser negativos. Los resultados de la tabla 5 muestran que la única interacción que resulta ser significativa es la del *spillover* de producto con el geográfico, sin embargo, este coeficiente es pequeño y como en la tabla anterior, el *spillover* geográfico no resulta ser significativo. Esto quiere decir, que, por lo menos, en la industria de alimentos y bebidas, las economías de aglomeración o *clusters* no juegan un papel importante en el proceso de difusión del conocimiento

en Colombia. Igualmente, la interacción entre el *spillover* de producto y el tecnológico tampoco resulta ser significativo, lo que muestra que la difusión de conocimiento es independiente entre estos dos espacios de “cercanía” y los coeficientes de los *spillover* son estables ante la inclusión de estas interacciones.

Tabla 5: **Índice Multilateral - Interacciones**

VARIABLES	(1) Ln(PTF)	(2) Ln(PTF)	(3) Ln(PTF)	(4) Ln(PTF)	(5) Ln(PTF)
Ln(Capital Conocimiento)	0.028** (0.003)	0.028** (0.003)	0.028** (0.003)	0.028** (0.003)	0.028** (0.003)
LnSpillSic	0.033 (0.004)	0.033 (0.004)	0.033 (0.004)	0.035 (0.004)	0.035 (0.004)
LnSpillTech	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)
LnSpillGeo	0.013 (0.017)	0.010 (0.009)	0.014 (0.008)	0.014 (0.007)	0.013 (0.007)
SicGeo		-0.003** (0.001)			0.038** (0.016)
TechGeo			-0.000 (0.001)		-0.001 (0.001)
SicTech				-0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)
Constante	0.019*** (0.006)	0.017*** (0.006)	0.020*** (0.007)	0.019*** (0.006)	0.019*** (0.007)
Observaciones	3,958	3,958	3,958	3,958	3,958
R-cuadrado	0.015	0.017	0.015	0.015	0.017
Efectos Fijos de firma	✓	✓	✓	✓	✓
Efectos fijos de tiempo	✓	✓	✓	✓	✓

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Como ya se mencionó en la sección de la metodología, en capital de conocimiento de la firma, es potencialmente endógeno a nuestra medida de productividad. En la Tabla (6), en la columna (1) se usa una versión estática usando los instrumentos de Arrellano & Bond, mientras que en la columna (2) si se incluye el índice de productividad rezagado y se estima a través de [Blundell & Bond \(1998\)](#), por lo que se tienen en cuenta para instrumentar los rezagos de $Ln(PTF)_{t-1}$ como los rezagos de su diferencia.

Esto disminuye el número de observaciones y firmas porque al instrumentar con la diferencia de $Ln(PTF)_{t-1}$ se omite un año adicional en la estimación. Adicionalmente, se incluyen los resultados del Test de Hansen, en el cuál para ambas especificaciones no se rechaza la hipótesis nula de la exogeneidad de los instrumentos y los test de correlación serial. Como se espera, debido a la naturaleza MA(1) de los errores, no se debe rechazar la hipótesis de correlación serial de primer orden, pero sí la de segundo orden, como efectivamente sucede.

En la columna (3), se muestra las estimaciones de los efectos de largo plazo. Esto es el resultado de dividir el coeficiente de la estimación de la columna

(2) sobre uno menos el coeficiente de persistencia del índice de productividad. Al ser el coeficiente de persistencia 0.024, un valor cercano a cero, los resultados de los efectos de largo plazo son prácticamente iguales a los efectos de mediano plazo.

En contraste con los anteriores resultados, en este caso, el coeficiente de *LnSpillGeo* resulta ser significativo y tener una mayor relevancia que el efecto de *LnSpillTech* sobre la productividad.

Tabla 6: **Índice Multilateral con estimación GMM**

Variables	Arellano & Bond (1) Ln(PTF)	GMM Dinámico (2) Ln(PTF)	Coefs Largo Plazo (3) Ln(PTF)
Ln(PTF)_{t-1}		0.024*** (0.055)	
Ln(Capital Conocimiento)	0.004 (0.005)	0.025*** (0.006)	0.025*** (0.006)
LnSpillSic	0.012 (0.002)	0.018** (0.004)	0.018*** (0.003)
LnSpillTech	0.001** (0.000)	0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)
LnSpillGeo	0.008*** (0.003)	0.014** (0.006)	0.014*** (0.006)
Constante	-0.127** (0.051)	-0.227* (0.117)	
Observaciones	3,958	3,093	3,093
Número de firmas	870	848	848
Efectos fijos de tiempo	✓	✓	✓
Número de instrumentos	43	40	
Test de Hansen χ^2	17.53	8.07	
Hansen p-val	0.767	0.425	
AR(1) p-val	0.000	0.000	
Ar(2) p-val	0.467	0.240	

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Igualmente, la variable que más afecta la productividad sigue siendo los aumentos de capital de conocimiento propio. Esto hace evidente que, aún con efectos contagio a través de las diferentes medidas de cercanía entre firmas, invertir en actividades científicas, la única variable control de las firmas para mejorar su productividad, lo mejor que pueden hacer las empresas para tener aumentos en su productividad. Específicamente, un aumento en un 10 % en el capital de conocimiento, genera incrementos de 2.5 % en productividad.

5. Pruebas de Robustez

Como se explico anteriormente, las estimaciones en las que el índice de productividad es la variable endógena, son más flexibles y no sufren del problema de endogeneidad. Pero, es natural, preguntarse si los resultados se mantienen al utilizar un enfoque de función de producción. Por esto esta sección se presentan en las Tablas (7) y (8) presentan las especificaciones de la función de producción ampliada.

La Tabla (7) son las estimaciones de efectos fijos. Las estimaciones de los coeficientes de la función de producción son robustos a la inclusión de las medidas de los *spillovers* y en esencia, los resultados son los mismos que con la especificación de números índices. Sigue siendo mucho más importante el capital de conocimiento propio, le sigue el *spillover* de producto y en esta primera especificación, el *spillovers* parece no tener relevancia.

Tabla 7: **Función de Producción**

Variables	(1) Ln(Y)	(2) Ln(Y)	(3) Ln(Y)	(4) Ln(Y)	(5) Ln(Y)
Ln(Empleados)	0.423*** (0.044)	0.420*** (0.044)	0.423*** (0.044)	0.423*** (0.044)	0.421*** (0.044)
Ln(Materiales)	0.408*** (0.026)	0.411*** (0.026)	0.409*** (0.026)	0.408*** (0.026)	0.412*** (0.026)
Ln(Capital Físico)	0.047* (0.028)	0.051* (0.028)	0.048* (0.028)	0.049* (0.028)	0.053* (0.028)
Ln(Capital Conocimiento)	0.019** (0.009)	0.011** (0.004)	0.018** (0.004)	0.018** (0.005)	0.010** (0.004)
LnSpillSic		0.106*** (0.022)			0.106*** (0.022)
LnSpillTech			0.001** (0.0003)		0.001** (0.0004)
LnSpillGeo				0.030 (0.026)	0.028 (0.026)
Constante	6.637*** (0.483)	5.313*** (0.552)	6.617*** (0.484)	6.214*** (0.605)	4.906*** (0.659)
Efectos Fijos de firma	✓	✓	✓	✓	✓
Efectos Fijos de Tiempo	✓	✓	✓	✓	✓
Número de Firmas	872	872	872	872	872
Observaciones	3,972	3,972	3,972	3,972	3,972

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Por otro lado, al tener en cuenta los problemas de endogeneidad que fueron tratados en la sección de metodología y que se corrigen siguiendo a [Blundell & Bond \(1998, 2000\)](#). En la Tabla (8), en las columnas (1) y (3) se muestran los resultados de la función de producción con y sin las variables de *spillovers*, en las que no se restringe el modelo y en las columnas (2) y (4) se presentan los resultados de cuando se imponen las restricciones que se presentaron en la ecuación (13). Por lo que en esencia, los coeficientes que se comparten entre las columnas (1) y (2) y entre las columnas (3) y (4) deberían ser muy parecidas.

Se incluyen los resultados del test de Hansen, en los que no se rechaza la hipótesis nula de exogeneidad y el test de correlación serial, para el que se espera que acepte una correlación de primer orden y rechace la correlación de segundo orden, como efectivamente pasa. Los coeficientes de la Tabla (8), muestran esencialmente los mismos resultados de la Tabla (7). Los coeficientes de los insumos convencionales de la función de producción son esperados. Es de anotar que en esta estimación el *spillover* de producto adquiere más importancia y tiene un efecto superior al del capital de conocimiento propio.

Tabla 8: **Función de Producción con estimación GMM**

Variables	(1) Ln(Y)	(2) Ln(Y)	(3) Ln(Y)	(4) Ln(Y)
Ln(Y) _{t-1}	0.245** (0.116)		0.258*** (0.060)	
Ln(Empleados)	0.395** (0.137)	0.453** (0.055)	0.404** (0.066)	0.463** (0.064)
Ln(Empleados) _{t-1}	-0.299** (0.011)		-0.212** (0.072)	
Ln(Materiales)	0.313*** (0.071)	0.334*** (0.037)	0.436*** (0.046)	0.423*** (0.052)
Ln(Materiales) _{t-1}	-0.008*** (0.001)		-0.014*** (0.005)	
Ln(Capital)	0.042*** (0.369)	0.062*** (1.625)	0.056*** (0.409)	0.052*** (1.764)
Ln(Capital) _{t-1}	-0.383** (0.346)		-0.310** (0.333)	
Ln(Capital Conocimiento)			0.019*** (0.005)	0.017*** (0.007)
Ln(Capital Conocimiento) _{t-1}			0.276** (0.012)	
LnSpillSic			0.103* (0.066)	0.116*** (0.057)
LnSpillSic _{t-1}			-0.249** (0.058)	
LnSpillTech			0.002** (0.001)	0.013** (0.005)
LnSpillTech _{t-1}			-0.016*** (0.001)	
LnSpillGeo			0.011 (0.045)	0.032 (0.9515)
LnSpillGeo _{t-1}			-0.099 (0.257)	
Observaciones	3,020	3,020	2,213	2,213
Número de firmas	885	885	659	659
Efectos fijos de tiempo	✓	✓	✓	✓
Número de instrumentos	44		57	
Test de Hansen χ^2	26.63		35.00	
Hansen p-val	0.691		0.516	
AR(1) p-val	0.007		0.002	
Ar(2) p-val	0.695		0.926	

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Una preocupación que puede surgir con los resultados de las estimaciones que utilizan panel dinámico, es que, en un panel no balanceado, si y_{it} tiene valores faltantes, Δy_{it} también los tendrá. Cómo en el *set* de instrumentos que se incluyen están tanto y_{it} como Δy_{it} ; para verificar que los valores faltantes no generen sesgo en la estimación, en el apéndice, se adjuntan las regresiones que utilizan solo la muestra balanceada para las regresiones con método generalizado de los momentos (G.M.M). Los resultados de la muestra no balanceada se mantienen en la muestra balanceada; lo que sugiere que, en este caso, los posibles valores faltantes no interfieren en la estimación de los coeficientes.

6. Conclusiones

Este trabajo construye medidas de flujo de conocimiento que capturan las proximidades tecnológicas, de producto y geográficas, basadas en los datos y estadísticas de inversión en actividades científicas para las firmas del sub-sector industrial de alimentos y bebidas para Colombia para el periodo 2005-2010. El enfoque que toma este artículo es cómo estos flujos de conocimiento impactan la productividad de las firmas. La base de datos colombiana tiene la particularidad de estar conformada por empresas pequeñas y medianas, esto hace que la revisión de los flujos de conocimiento en Colombia, sea interesante, ya que la anterior literatura como Bloom et al. (2013); Lychagin et al. (2016); Lucking et al. (2018) se ha enfocado en empresas grandes en países desarrollados.

Este trabajo es el primero en estimar el efecto de los flujos de conocimiento para Colombia. Se encuentra que un efecto significativo del capital de conocimiento propio y de los *spillovers* de producto y tecnológico sobre la productividad. El efecto del *spillovers* geográfico en algunas especificaciones resulta ser significativo y en otras no; por lo que su resultado no es totalmente robusto. Estos resultados son robustos a utilizar tanto en índice de productividad como la función de producción. Esto indica que las firmas del sector industrial de alimentos y bebidas son capaces de beneficiarse de los esfuerzos científicos de las demás empresas, no obstante, la inversión propia en actividades científicas tiene un efecto más importante sobre la productividad que los *spillovers*, por lo cual las investigaciones “a la medida” de la firmas son más “rentables” que la adquisición de conocimiento a través de contagio.

Los resultados de este trabajo indican que las políticas de apoyo a la investigación y desarrollo no solo deben estar enfocadas a las firmas pequeñas, que son las que deben de superar más obstáculos a la innovación, como lo son las restricciones de liquidez. En efecto, existe un rol de política pública para el apoyo a firmas grandes. Esto se debe a que, con la presencia de los *spillovers* la rentabilidad social de las actividades científicas de las empresas grandes es mayor a su rentabilidad propia. Esto quiere decir que las empresas pequeñas y medianas para el sub-sector de alimentos y bebidas en Colombia, se logran beneficiar de las investigaciones de las empresas más intensivas en actividades científicas, por lo menos a través de su cercanía de producto y tecnológica.

Los resultados del *spillover* geográfico son algo intrigantes. Esto puede deberse a no poder identificar de manera perfecta la ubicación de las empresas.

Si esto pudiera hacerse, la medida del *spillover* geográfico tendría mucha más variación, tanto entre regiones como en la misma región, lo que mejoraría la identificación de esta medida. Como mejoras futuras a este documento deben estar la inclusión de toda la muestra manufacturera de la EAM. Al elegir solo un sub-sector industrial, las estimaciones no logran capturar los posibles flujos de conocimiento que puedan suceder entre empresas de diferentes sectores industriales. Igualmente, se debe explorar la utilización de diferentes metodologías como (Doraszelski & Jaumandreu, 2013; Wooldridge, 2009; Gandhi et al., 2011) con el fin de incorporar de manera endógena los *spillovers* al proceso de productividad.

Referencias

- Arellano, M. & Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte carlo evidence and an application to employment equations. *The review of economic studies*, 58(2), 277–297.
- Berry, S. T. (1994). Estimating discrete-choice models of product differentiation. *The RAND Journal of Economics*, (pp. 242–262).
- Bloch, C. (2013). R&d spillovers and productivity: an analysis of geographical and technological dimensions. *Economics of innovation and New Technology*, 22(5), 447–460.
- Bloom, N., Draca, M., & Van Reenen, J. (2016). Ts. *The Review of Economic Studies*, 83(1), 87–117.
- Bloom, N., Sadun, R., & Van Reenen, J. (2012). Americans do it better: Us multinationals and the productivity miracle. *American Economic Review*, 102(1), 167–201.
- Bloom, N., Schankerman, M., & Van Reenen, J. (2013). Identifying technology spillovers and product market rivalry. *Econometrica*, 81(4), 1347–1393.
- Bloom, N. & Van Reenen, J. (2007). Measuring and explaining management practices across firms and countries. *The quarterly journal of Economics*, 122(4), 1351–1408.
- Bloom, N. & Van Reenen, J. (2010). Why do management practices differ across firms and countries? *Journal of economic perspectives*, 24(1), 203–24.
- Blundell, R. & Bond, S. (1998). Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of econometrics*, 87(1), 115–143.
- Blundell, R. & Bond, S. (2000). Gmm estimation with persistent panel data: an application to production functions. *Econometric reviews*, 19(3), 321–340.
- Caves, D. W., Christensen, L. R., & Diewert, W. E. (1982). Multilateral comparisons of output, input, and productivity using superlative index numbers. *The economic journal*, 92(365), 73–86.

- Crespi, G. & Zuniga, P. (2012). Innovation and productivity: evidence from six latin american countries. *World development*, 40(2), 273–290.
- De Loecker, J. (2011). Product differentiation, multiproduct firms, and estimating the impact of trade liberalization on productivity. *Econometrica*, 79(5), 1407–1451.
- Doraszelski, U. & Jaumandreu, J. (2013). R&d and productivity: Estimating endogenous productivity. *Review of Economic Studies*, 80(4), 1338–1383.
- Eaton, J. & Kortum, S. (2002). Technology, geography, and trade. *Econometrica*, 70(5), 1741–1779.
- Eslava, M., Haltiwanger, J., Kugler, A., & Kugler, M. (2004). The effects of structural reforms on productivity and profitability enhancing reallocation: evidence from colombia. *Journal of development Economics*, 75(2), 333–371.
- Fierler, A. C., Eslava, M., & Xu, D. Y. (2018). Trade, quality upgrading, and input linkages: Theory and evidence from colombia. *American Economic Review*, 108(1), 109–46.
- Gallego, J. M. & Gutiérrez, L. H. (2015). *ICTs in Latin American and the Caribbean Firms: Stylized Facts, Programs and Policies: Knowledge Sharing Forum on Development Experiences: Comparative Experiences of Korea and Latin America and the Caribbean*. Technical report, Inter-American Development Bank.
- Gallego, J. M., Gutiérrez, L. H., & Lee, S. H. (2014). A firm-level analysis of ict adoption in an emerging economy: evidence from the colombian manufacturing industries. *Industrial and Corporate Change*, 24(1), 191–221.
- Gallego, J. M., Gutiérrez, L. H., & Taborda, R. (2015). Innovation and productivity in the colombian service and manufacturing industries. *Emerging Markets Finance and Trade*, 51(3), 612–634.
- Gandhi, A., Navarro, S., & Rivers, D. A. (2011). On the identification of production functions: How heterogeneous is productivity?
- Griliches, Z. (1979). Issues in assessing the contribution of research and development to productivity growth. *The bell journal of economics*, (pp. 92–116).
- Hall, R. E. (1989). *Invariance properties of Solow’s productivity residual*. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Haltiwanger, J., Eslava, M., et al. (2017). The drivers of life-cycle growth of manufacturing plants. In *2017 Meeting Papers*, number 1540: Society for Economic Dynamics.
- Jaffe, A. (1986). Technological opportunity and spillovers of r&d’. *American Economic Review*, 76, 984–1001.
- Jorgenson, D. W., Ho, M. S., & Stiroh, K. J. (2005). Information technology and the american growth resurgence (productivity, vol. 3).

- Keller, W. (2002). Geographic localization of international technology diffusion. *American Economic Review*, 92(1), 120–142.
- Kugler, M. & Verhoogen, E. (2009). Plants and imported inputs: New facts and an interpretation. *American Economic Review*, 99(2), 501–07.
- Levinsohn, J. & Petrin, A. (2003). Estimating production functions using inputs to control for unobservables. *The Review of Economic Studies*, 70(2), 317–341.
- Lucking, B., Bloom, N., & Van Reenen, J. (2018). *Have R&D Spillovers Changed?* Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Lychagin, S., Pinkse, J., Slade, M. E., & Reenen, J. V. (2016). Spillovers in space: does geography matter? *The Journal of Industrial Economics*, 64(2), 295–335.
- Meléndez, M. & Seim, K. (2006). La productividad del sector manufacturero colombiano y el impacto de la política comercial: 1977-2001. *Revista Desarrollo y Sociedad*, (57), 1–41.
- Olley, G. S. & Pakes, A. (1992). *The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry*. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Orlando, M. J. (2004). Measuring spillovers from industrial r&d: on the importance of geographic and technological proximity. *RAND Journal of Economics*, (pp. 777–786).
- Páez, J. A. et al. (2015). Barreras comerciales en bienes finales y bienes intermedios: efectos en la productividad industrial colombiana 1992-2009.
- Pombo, C. (1999). Productividad industrial en Colombia: una aplicación de números índices. *Revista de economía del Rosario*, 2(1), 107–139.
- Rodríguez-Apolinar, S. & Fernández-Arias, E. (2016). *The Productivity Gap in Latin America: Lessons from 50 Years of Development*. Technical report, Inter-American Development Bank.
- Solow, R. M. (1957). Technical change and the aggregate production function. *The review of Economics and Statistics*, 39(3), 312–320.
- Syverson, C. (2011). What determines productivity? *Journal of Economic literature*, 49(2), 326–65.
- Wooldridge, J. M. (2009). On estimating firm-level production functions using proxy variables to control for unobservables. *Economics Letters*, 104(3), 112–114.

7. Apéndice

7.1. Variables

- *Producto*: valor de los bienes producidos por la firma, incluye las ventas y el inventario. Para llevarlo a términos reales se deflacta por un índice de precios que es específico a cada empresa.
- *Precio del producto*: índice de precios específico a cada firma. El índice de precios se calcula como un índice de *Paasche* con la información de todos los productos de realiza la firma.
- *Capital*: El capital se calcula con el método de inventario perpetuo. $K_{it} = (1 - \delta)K_{t-1} + I_{it}$. Dónde δ es la tasa de depreciación que es específica a la industria, tomada de [Pombo \(1999\)](#). El valor inicial del capital se calcula así: $K_{i0} = \frac{I_{i0}}{\delta + g}$, siendo g la tasa de crecimiento del capital $t = 0$, y I_{i1} es la inversión realizada en $t = 1$ por la firma i en el periodo. Para llevar el capital a términos reales, se utiliza un índice de precios al productor. Para calcular el valor inicial del capital, se toman en cuenta los niveles de inversión desde 1990. Al tener un periodo tan largo, el valor inicial del capital se diluye en el tiempo y no influye en el *stock* de capital para el periodo de estimación.
- *Precio del capital*: Componente de maquinaria y equipo del índice de precios al productor calculado y publicado por el DANE.
- *Trabajo*: Número de empleados que tiene la firma. Incluye operarios, empleados de administración, venta y gerencia de la empresa.
- *Materiales*: valor de todo consumo intermedio, incluye el gasto en materias primas y en energía. Para llevarlo a términos reales se deflacta por un índice de precios que es específico a cada empresa.
- *Precio de los materiales*: índice de precios específico a cada firma. El índice de precios se calcula como un índice de *Paasche* con la información de todas las materias primas que demanda la firma para su proceso productivo.
- *Intensidad Innovadora*: gasto en actividades innovadoras como proporción de la producción.
- *Edad*: Años transcurridos desde la fundación de la firma.
- *Ubicación geográfica*: variable utilizada para calcular la cercanía geográfica. Las 11 regiones son: Medellín, Barranquilla, Bogotá D.C., Cartagena, Manizales, Popayán, Cundinamarca, Cúcuta, Pereira, Bucaramanga y Cali. Se Asume que las empresas ubicadas en Cundinamarca tienen la misma no difieren en distancia con las firmas localizadas en Bogotá D.C.

7.2. Tablas y gráficas adicionales

En la Tabla 9 se presentan las estadísticas descriptivas de la muestra de todos los sectores que comprende la Encuesta Anual Manufacturera. Al comparar las estadísticas descriptivas de toda la industria, con las de la sub-industria de alimentos y bebidas (Tabla 2), se aprecia que son muy similares en tamaño, valor de producción e insumos y en intensidad innovadora.

Tabla 9: Estadísticas Descriptivas de toda la industria manufacturera

	Empresas			Total
	Pequeñas (5-49) empleados	Medianas (50-249) empleados	Grandes + de 250 empleados	
Ln(Producto)	13.74 (1.09)	15.78 (1.05)	17.57 (0.90)	14.46 (1.56)
Ln(Empleados)	2.82 (0.61)	4.55 (0.45)	6.05 (0.47)	3.43 (1.12)
Ln(Materiales)	12.89 (1.30)	14.91 (1.30)	16.73 (1.11)	13.61 (1.71)
Ln(Capital)	12.65 (1.28)	14.74 (1.29)	16.61 (1.20)	13.38 (1.73)
Ln(Capital Conocimiento)	3.06 (3.65)	6.57 (4.15)	9.11 (4.08)	4.27 (4.25)
Edad (años)	20.11 (12.27)	26.01 (14.80)	32.21 (16.51)	22.23 (13.64)
Dummy innovación	0.30 (0.46)	0.53 (0.50)	0.67 (0.47)	0.38 (0.49)
Intensidad Innovadora	0.01 (0.10)	0.02 (0.12)	0.02 (0.04)	0.02 (0.10)
Intensidad Innovadora ($IE > 0$)	0.05 (0.09)	0.03 (0.06)	0.03 (0.05)	0.04 (0.08)
Dummy Exportación	0.12 (0.32)	0.39 (0.49)	0.60 (0.49)	0.21 (0.41)
Intensidad Exportadora	0.02 (0.10)	0.05 (0.15)	0.08 (0.18)	0.03 (0.12)
Empleados	20.06 (11.66)	105.02 (50.38)	487.59 (324.71)	65.08 (128.77)
Observaciones	16.266	6.067	1.160	23.493

Nota: Estadísticas descriptivas para toda la industria Manufacturera.

Media; desviación estándar en paréntesis

7.2.1. Resultados muestra totalmente balanceada

Las Tablas 10 y 11 muestran los resultados de las especificaciones del índice multilateral y de función de producción para la base de datos totalmente balanceada. Esto con el fin de mostrar que las estimaciones que se presentan en las secciones de resultados y pruebas de robustez, las cuales se realizan con bases de datos no balanceadas, no sufren problemas de sesgo.

Tabla 10: Índice Multilateral con estimación GMM

Variables	Arellano & Bond (1) Ln(PTF)	GMM Dinámico (2) Ln(PTF)	Coefs Largo Plazo (3) Ln(PTF)
Ln(PTF)_{t-1}		0.149*** (0.054)	
$\text{Ln(Capital Conocimiento)}$	0.003 (0.003)	0.020*** (0.004)	0.023*** (0.005)
LnSpillSic	0.000 (0.001)	0.005* (0.003)	0.006* (0.004)
LnSpillTech	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)	0.001** (0.000)
LnSpillGeo	0.005** (0.003)	0.009* (0.005)	0.011* (0.006)
Constante	-0.115** (0.056)	0.000 (0.000)	
Observaciones	3,003	2,504	2,504
Número de firmas	512	512	512
Efectos fijos de tiempo	✓	✓	
Número de instrumentos	43	40	
Test de Hansen χ^2	12.44	7.62	
Hansen p-val	0.132	0.471	
AR(1) p-val	0.000	0.000	
Ar(2) p-val	0.500	0.633	

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Los resultados de ambas Tablas confirman y son esencialmente los mismos a los resultados anteriormente expuestos. Ambas especificaciones pasan la prueba de exogeneidad de Hansen y cumplen los resultados de correlación serial esperados. El capital de conocimiento propio sigue siendo más importante que cualquiera de las medidas de los *spillovers* e igualmente, el spillover más importante es el de producto, mientras que se obtienen resultados mixto para el *spillover* geográfico.

Tabla 11: **Función de Producción con estimación GMM - muestra balanceada**

Variables	(1) Ln(Y)	(2) Ln(Y)	(3) Ln(Y)	(4) Ln(Y)
$\text{Ln}(Y)_{t-1}$	0.241** (0.049)		0.232*** (0.095)	
$\text{Ln}(\text{Empleados})$	0.583*** (0.031)	0.496*** (0.006)	0.491*** (0.050)	0.451*** (0.052)
$\text{Ln}(\text{Empleados})_{t-1}$	-0.312*** (0.027)		-0.258*** (0.050)	
$\text{Ln}(\text{Materiales})$	0.425*** (0.062)	0.446*** (0.036)	0.483*** (0.077)	0.475*** (0.019)
$\text{Ln}(\text{Materiales})_{t-1}$	-0.535*** (0.081)		-0.569*** (0.024)	
$\text{Ln}(\text{Capital})$	0.054*** (0.073)	0.043*** (0.021)	0.046*** (0.081)	0.053*** (0.014)
$\text{Ln}(\text{Capital})_{t-1}$	-0.355*** (0.054)		-0.335*** (0.057)	
$\text{Ln}(\text{Capital Conocimiento})$			0.019*** (0.030)	0.018*** (0.050)
$\text{Ln}(\text{Capital Conocimiento})_{t-1}$			-0.248 (0.028)	
LnSpillSic			0.135*** (0.089)	0.150*** (0.010)
LnSpillSic_{t-1}			-0.121 (0.017)	
LnSpillTech			0.003*** (0.001)	0.031*** (0.008)
LnSpillTech_{t-1}			-0.007*** (0.004)	
LnSpillGeo			0.015 (0.040)	0.476 (1.013)
LnSpillGeo_{t-1}			-0.111 (0.186)	
Observaciones	2,656	2,656	1,967	1,967
Número de firmas	664	664	503	503
Efectos fijos de tiempo	✓	✓	✓	✓
Número de instrumentos	44		52	
Test de Hansen χ^2	30.55		43.56	
Hansen p-val	0.489		0.067	
AR(1) p-val	0.002		0.001	
Ar(2) p-val	0.493		0.852	

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1