

LA RELACIÓN ENTRE EL PRODUCTO DE LOS PAÍSES Y SU DIVERSIFICACIÓN CIENTÍFICA

Un análisis de causalidad de Granger en base a datos bibliométricos
de panel

Matilde Pereira Elola

Programa de Maestría en Economía de la Facultad de Ciencias
Económicas, Universidad de la República.

Montevideo - Uruguay

Junio de 2022

LA RELACIÓN ENTRE EL PRODUCTO DE LOS PAÍSES Y SU DIVERSIFICACIÓN CIENTÍFICA

Un análisis de causalidad de Granger en base a datos bibliométricos
de panel

Matilde Pereira Elola

Tesis de Maestría presentada al Programa de Maestría en Economía de la
Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de la República, como parte
de los requisitos para la obtención del título de Magíster en Economía.

Codirector de tesis: Dr. Néstor Gandelman

Codirector de tesis: Dra. Flavia Roldán

Director académico: MSc. Ivone Perazzo

Montevideo - Uruguay

Junio de 2022

Agradecimientos

Para comenzar, agradezco a la Agencia Nacional de Investigación e Innovación (ANII) por el financiamiento recibido en la realización de esta Tesis.

Me gustaría agradecer además por el tiempo y los comentarios brindados en el proceso de elaboración de este documento a Carlos Bianchi, Bibiana Lanzilotta y Adrián Fernández. Carlos, junto a Cecilia Parada, fueron profesores del curso de Seminario de Tesis a quienes agradezco por su apoyo y comentarios, junto con el resto de mis compañeros de curso.

Finalmente, vaya un muy especial agradecimiento a mis tutores, Néstor Gándelman y Flavia Roldán, por su constante apoyo personal y académico, y el trabajo que han dedicado a la realización de esta tesis tan importante para mi.

“Casi todos los investigadores deben preguntarse de vez en cuando si el pensamiento académico es importante para el progreso material del mundo en general. Pero ya sea que la pregunta sea provocada por una decepción con los resultados, o, más probablemente, sea silenciada por la creencia en el poder del pensamiento sobre la naturaleza y la sociedad, pocas respuestas han llegado.”

James Adams

Resumen

Este trabajo ahonda en la relación entre las variables de producto per cápita de los países y el nivel de diversificación científica que su estructura del conocimiento presenta. Para una muestra de 101 países y tres indicadores formulados en la literatura bibliométrica, se propone analizar la evolución de la diversificación científica a través del tiempo y la estimación de varios tests de causalidad de Granger para datos de panel, siguiendo la metodología introducida por Dumitrescu y Hurlin (2012). Las medidas utilizadas para cuantificar la diversificación son conceptualmente distintas, lo que deriva en resultados que varían dependiendo del indicador considerado. De acuerdo a dos indicadores se encuentra un incremento de la diversificación científica promedio para el período 1996-2019, mientras que el tercero indica que se ha mantenido relativamente estable. En cuanto a la causalidad de Granger, se obtiene una relación bidireccional para uno de los indicadores, mientras que para los dos restantes la relación es unidireccional con niveles de significación estadística marginales o inexistente.

Palabras clave

Diversificación científica; producto per cápita; causalidad de Granger; datos de panel; análisis bibliométrico.

Abstract

This paper delves into the relationship between the per capita product of the countries and the level of scientific diversification their structure of knowledge presents. For a sample of 101 countries and three indicators formulated in the bibliometric literature, this paper analyzes the evolution of the scientific diversification over time and estimates various Granger causality tests for panel data, following the methodology introduced by Dumitrescu and Hurlin (2012). The measurements used to quantify the diversification are conceptually different, which led to varying results depending on the indicator. Two of the three indicators suggest an increase in the average scientific diversification for the period 1996-2019, while the third suggests that it has remained relatively stable. Regarding the Granger causality, a bidirectional relationship is obtained for one of the indicators, while for the remaining two the relationship is unidirectional with marginal levels of statistical significance or non-existent.

Keywords

Scientific diversification; per capita product; Granger causality; panel data; bibliometric analysis.

Tabla de Contenido

| | |
|---|----|
| Introducción..... | 1 |
| Fundamentos Teóricos | 5 |
| Marco Teórico..... | 5 |
| Antecedentes y Justificación..... | 8 |
| Hipótesis | 11 |
| Estrategia de Análisis | 12 |
| Datos | 12 |
| El Modelo de Análisis..... | 13 |
| Discusión sobre causalidad de Granger | 19 |
| Resultados Obtenidos | 21 |
| Análisis descriptivo..... | 21 |
| Resultados econométricos..... | 28 |
| Análisis de robustez | 39 |
| Conclusiones | 42 |
| Referencias Bibliográficas | 45 |
| Anexos..... | 1 |
| Anexo 1 | 1 |
| Anexo 2..... | 2 |

Introducción

La producción de nuevo conocimiento, generado en su mayoría por medio del trabajo científico, es un factor central para la innovación de los países y su desempeño económico, a la vez que de forma inversa el desempeño económico afecta a la producción de conocimiento (Castellacci y Natera, 2012; Chuang et al., 2010; Heimeriks et al., 2019). En los modelos de crecimiento económico basados en las ideas, el conocimiento es considerado uno de los elementos fundamentales en la expansión de la capacidad innovadora de las economías, y por tanto se considera que en última instancia el conocimiento se relaciona con el producto de éstas (Fagerberg et al., 2007).

El campo de conocimiento nacional se puede caracterizar según el nivel de especialización que presenta en las distintas disciplinas científicas. De acuerdo con Dranev et al. (2018) esta especialización puede jugar un papel importante en el desempeño económico. Tanto teórica como empíricamente, la especialización y su opuesto, la diversificación científica, son conceptos complejos de definir. Stirling (1998) propone tres dimensiones diferentes de la diversificación. Estas dimensiones son la variedad del conocimiento, que refiere a cantidad de disciplinas científicas en las que el país genera conocimiento, el balance de la estructura del conocimiento, que se relaciona con el patrón de distribución entre categorías, y, por último, la disparidad, relacionada con el grado en que las distintas disciplinas científicas son distintas entre sí. Un incremento en cualquiera de estas dimensiones, dado todo lo demás constante, deriva en una mayor diversidad o diversificación.

Tavassoli y Carbonara (2014) expresan que si bien es un argumento frecuente que la diversificación del conocimiento tiene relación con las actividades de innovación de los países y por tanto con el crecimiento económico y el producto, el estudio de esta diversificación científica y su relación con el producto interno bruto (PIB) ha sido escasamente desarrollado en la literatura. De hecho, según la exploración realizada, no se encuentran referencias anteriores que incluyan un análisis econométrico entre la diversificación en las áreas de la ciencia y producto de los países, lo que es confirmado por Herron et al. (2016) quienes afirman que el análisis empírico de esta relación es incompleto.

Los trabajos que han abordado este tema generalmente se han limitado al estudio de algunos países y sólo permiten extraer conclusiones parciales acerca de la relación entre el grado de diversificación de la producción científica de los países y su producto, ofreciendo únicamente análisis de correlación entre las variables.¹ Los resultados de estos trabajos sugieren la existencia de una

¹ Véase por ejemplo Chuang et al. (2010), Cimini et al. (2014), Heimeriks et al. (2019), Yang et al. (2012).

relación positiva entre la diversificación de los países y su producto per cápita o riqueza, con algunas salvedades para determinados países que con bajos niveles de PIB per cápita presentan una estructura relativamente diversificada.

La literatura que ha ahondado sobre la naturaleza de esta relación ha ofrecido explicaciones opuestas, exponiendo mecanismos que operan en sentido contrario y que podrían contrabalancearse. Por un lado, algunos trabajos consideran que al diversificarse el conocimiento científico, se activa la innovación a través del conocimiento generado, lo que impacta en el crecimiento económico y por tanto en última instancia en el producto de las economías. Una segunda línea de literatura plantea que son los crecientes requerimientos de la industria durante el proceso de desarrollo que propician que el conocimiento alcance nuevas disciplinas científicas y se diversifique, es decir, la industria demanda nuevos conocimientos a medida que ésta se desarrolla y el país alcanza mayores valores de producto, lo que deriva en una mayor diversificación científica en la base del conocimiento del país.²

Este trabajo pretende insertarse en esta línea de investigación y propone dos objetivos. En primer lugar, caracterizar la tendencia temporal de la diversificación científica mundial, con consideración de eventuales patrones diferenciales entre grupos de países. En segundo lugar, el trabajo buscará analizar la existencia de una relación entre la diversificación de la base del conocimiento y el producto per cápita de los países y, en caso afirmativo, determinar cuál es el sentido que presenta dicha relación.

La medición de la producción científica es en sí mismo un tema de debate. En el presente trabajo se realiza una aproximación bibliométrica basada en publicaciones en revistas arbitradas para un total de 101 países. Los datos provienen de SCImago, base que cuenta con la mayor cobertura de áreas científicas disponible (Scopus, 2020). Si bien esta no es la única medida posible de producción científica y estos datos de publicaciones sólo cubren una proporción de esta producción de conocimiento de cada país (los documentos publicados en revistas arbitradas), los datos permiten investigar sobre la capacidad científica de los países y brindan información acerca de ésta que no se puede obtener desde otras bases, lo que los convierte en una buena proxy para analizar la generación de conocimiento (Heimeriks et al., 2019; Chuang et al., 2010). Además, este tipo de datos permite la estimación de parámetros objetivos que pueden analizarse entre disciplinas a lo largo del tiempo.

Para llevar a cabo la caracterización de las bases de conocimiento nacional se plantea el cálculo de tres medidas de diversificación de la producción de conocimiento de los países. Estos

² Dentro de la primera línea argumental véase Albuquerque (2001), Albuquerque (2004), Confraria y Godinho (2014), Tavassoli y Carbonara (2014). Dentro de la segunda línea véase Lattimore y Revesz (1996), Jaffe et al. (2013), Pavitt (1998).

indicadores se encuentran relacionados con las tres dimensiones de diversificación científica que plantea Stirling (1998). Siguiendo la nomenclatura utilizada por el autor, se propondrá un indicador relacionado con la variedad del conocimiento denominado *SII*, otro referido al balance de la estructura científica denominado *VRCA*, y un tercero que se relaciona con la disparidad de las disciplinas al que se llamará *ST*.

Con el fin de estudiar la relación entre la diversificación científica y el producto se propone la estimación de la variante del test de causalidad de Granger (1969) para datos de panel propuesta por Dumitrescu y Hurlin (2012). Tomando como insumo las tres medidas de diversificación propuestas y el PIB per cápita de los países, se pretende investigar la existencia de esta relación y el sentido que presenta. En concreto, con la aplicación del antedicho test se busca analizar si los valores pasados de la diversificación permiten predecir al PIB per cápita de los países, o si esto ocurre de forma inversa y el producto causa, en el sentido de Granger, a la diversificación científica nacional. Adicionalmente, se realizarán análisis de heterogeneidad a modo de contemplar eventuales diferencias entre países con distinto nivel de ingreso y en distintas zonas geográficas.

El análisis de esta relación conlleva dos grandes aportes. En primer lugar, aporta a la literatura y la discusión sobre la relación entre la diversificación en la producción científica y el producto de los países, analizando esta dimensión de la base de conocimiento de los países que todavía se encuentra escasamente explorada. En segundo término, es de utilidad como insumo para los hacedores de política de los países. En caso de encontrarse que la diversificación científica causa en el sentido de Granger al producto, esto daría base para considerar políticas científicas (incluyendo la asignación de fondos) que promuevan la diversificación aún a costa de penalizar sectores con ventajas comparativas reveladas. Por el contrario, si se encuentra una relación de causalidad inversa, entonces esta última política carecería de sentido y la diversificación científica no debería considerarse como un objetivo en sí mismo sino como el producto natural del crecimiento y el desarrollo nacional. No obstante, más allá de que las estimaciones de causalidad sugieran cierta direccionalidad entre las variables, la relación entre la diversificación científica y el producto de los países es compleja y cambiante, por lo que los hacedores de política deberían tomar en consideración los resultados expuestos con prudencia.

Siguiendo esta metodología y utilizando los datos descritos, en el presente trabajo se busca específicamente responder a las siguientes preguntas: ¿Cómo ha evolucionado la diversificación científica de los países en los últimos 20 años? ¿Existe una relación de causalidad en el sentido de Granger entre la diversificación científica y el producto per cápita de los países?

Los resultados encontrados varían de acuerdo al indicador que se considere para medir la diversificación científica de los países. En relación a la primera pregunta de investigación, se encuentra que dos de los indicadores formulados, en particular el *SII* referido a la variedad y el *VRCA* referido al balance de la estructura de conocimiento de los países, indican un incremento en la diversificación científica promedio de los 101 países bajo análisis para el período 1996-2019. Por su parte, el indicador llamado *ST*, que incorpora en su fórmula para el cálculo de la diversificación a la correlación entre las distintas disciplinas científicas y que por tanto atiende a la disparidad en la base del conocimiento, indica que la diversificación para el período de análisis se ha mantenido relativamente estable cuando se considera a todos los países en conjunto.

En cuanto a la relación de causalidad de Granger entre la diversificación científica y el producto per cápita de los países, los resultados también varían de acuerdo al indicador considerado, ya que las medidas propuestas son conceptualmente diferentes. En el caso del indicador *VRCA* referido al balance de la estructura del conocimiento se encuentra una relación bidireccional entre las variables, cuando se considera al total de los países. El indicador que se relaciona con la variedad en la estructura del conocimiento denominado *SII* indica una relación unidireccional desde el producto per cápita hacia la diversificación, a niveles de significación estadística marginales. Por último, para el indicador *ST* relacionado con la dimensión de disparidad de la estructura del conocimiento no se encuentra una relación de causalidad de Granger en ninguno de los sentidos posibles.

El trabajo se organiza de la siguiente manera. En la segunda sección se presentan los fundamentos teóricos, lo que incluye la revisión de antecedentes, el marco teórico, y el planteo de las hipótesis que guían el estudio. Seguidamente se presenta la estrategia de análisis, con una descripción de los datos utilizados y la metodología a seguir. La cuarta sección describe los resultados encontrados tanto del análisis descriptivo como del econométrico, incluyendo un análisis de robustez. Para finalizar se discuten las conclusiones que derivan del trabajo.

Fundamentos Teóricos

Marco Teórico

Como expresan Soete y ter Weel (1999), el concepto de progreso tecnológico, que tiene lugar a través de las actividades innovadoras y la generación de conocimiento, se encuentra presente en los trabajos sobre crecimiento económico desde el siglo XVIII. Insertado en esta línea de la literatura, el presente estudio se enmarca en los modelos de crecimiento económico basados en el conocimiento, que se apoyan en las ideas planteadas originalmente en los trabajos de Joseph Schumpeter (Schumpeter, 1942).

Según plantea este autor, al igual que la creciente literatura reciente que toma su pensamiento como base, el crecimiento económico es en mayor medida resultado de la innovación y la difusión de nuevos conocimientos tecnológicos, en contrapartida al canal de la acumulación de capital resaltado en el modelo de crecimiento tradicional neoclásico (Fagerberg et al., 2007; Fernández Sastre, 2015; Nelson, 2012). La investigación científica, acompañada de otros canales como la educación formal, el entrenamiento en el trabajo y las innovaciones de productos o procesos, es una de las formas mediante las cuales las sociedades logran generar nuevo conocimiento y también acumularlo (Aghion y Howitt, 1992).

En este sentido, existe una importante línea de la literatura económica que respalda el argumento de que la investigación científica acelera el ritmo del cambio tecnológico y con este también el crecimiento económico, permitiendo a los países alcanzar mayores niveles de producto (Fleming y Sorenson, 2004). Una pregunta válida a este respecto es si, en efecto, el conocimiento científico generado en las publicaciones científicas es útil para la innovación. Sorenson y Fleming (2004) prueban que la ciencia medida a través de las publicaciones beneficia ampliamente a la innovación tecnológica a través de expandir los flujos de información en el espacio geográfico y social, lo que sucede mediante la aceleración del proceso de difusión del conocimiento dados los incentivos a publicación del ambiente académico.

Respecto a esto y en relación al presente trabajo, cabe destacar la relación entre la acumulación o la generación de nuevo conocimiento medido a través de publicaciones y el nivel de diversificación científica que pueden presentar los países. De acuerdo con los resultados encontrados en Gandelman et al. (2022 b) la evidencia empírica sugiere que la publicación en nuevas disciplinas científicas es relativamente más probable para los países que han acumulado conocimiento en disciplinas similares

a estas nuevas áreas. Por tanto, si bien es cierto que la generación de conocimiento no necesariamente incrementa la diversificación científica dado que ésta se puede generar en disciplinas ya desarrolladas en un país, el desarrollo de nuevas áreas de la ciencia al generar nuevo conocimiento se vuelve relativamente más sencillo cuando ya se han desarrollado áreas científicas cercanas.

Dentro de los modelos más notables que siguen lo propuesto por Schumpeter, se encuentra el modelo de crecimiento basado en ideas planteado por Romer (1990). De forma sintética, en este modelo el sector de investigación y desarrollo (I+D) produce el conocimiento que será utilizado como insumo por las firmas que producen bienes de capital, y por tanto la tasa de crecimiento del producto estará determinada por la asignación de capital humano a la investigación y al sector de manufacturas. Particularmente, el crecimiento del stock de conocimiento de un país depende de factores como el tamaño del sector de investigación y su productividad, lo que define en qué medida las inversiones y los insumos para la innovación se convierten en innovaciones (Castellacci y Natera, 2012).

El modelo planteado por Romer (1990) ha sido altamente influyente, y ha inspirado la creación de múltiples derivaciones y nuevos modelos de crecimiento basados en el conocimiento. Sin embargo, de acuerdo con Castellacci (2007), los estudios empíricos basados en este tipo de modelos se han enfocado en el análisis de la relación del tamaño del sector de investigación y el crecimiento económico o producto de cada país utilizando la forma reducida y no estructural del modelo, dejando por fuera del análisis a los determinantes de la dinámica de innovación de cada país y sus transformaciones en el largo plazo. Asimismo, pocos estudios se han enfocado en la investigación empírica de la dinámica de la capacidad innovadora a lo largo del tiempo y cuáles son los principales factores que pueden explicar su evolución (Castellacci y Natera, 2012).

Castellacci y Natera (2012) proponen tres variables clave que definen la capacidad innovadora de los países. Estas variables son el insumo innovador, representado por los esfuerzos y la inversión de cada país en I+D y actividades de innovación, la producción tecnológica, representada por la producción total de las actividades innovadoras y tecnológicas desarrolladas por las empresas, y la producción científica, que es el resultado de las actividades de investigación e innovación llevadas adelante por el sistema público de ciencia y tecnología, donde se encuentran las publicaciones científicas y técnicas. Castellacci y Natera (2012) prueban que la dinámica de la capacidad innovadora es conducida por la co-evolución de los tres factores que la definen.

Los autores encuentran también que el PIB per cápita de los países es un factor de importancia en la dinámica de los sistemas nacionales de innovación, y presenta una relación bidireccional con las dimensiones de la capacidad innovadora de producción tecnológica y producción científica. Esto significa que la dinámica tecnológica propicia el incremento del PIB per cápita a la vez que su

crecimiento permite mejoras en el desarrollo de la capacidad innovadora de los países a lo largo del tiempo. De acuerdo con Dosi (1982), esta relación entre crecimiento económico y progreso técnico es reconocida en el pensamiento económico pero no así la naturaleza de esta relación, lo que ha sido un tema controvertido en la literatura económica.

El problema teórico refiere, entre otras cosas, a la dirección de la relación causal entre el progreso técnico y el crecimiento económico. Las teorías de cambio técnico, según Dosi (1982), se pueden clasificar en dos grandes categorías que se diferencian en cuanto al grado de autonomía que presenta la actividad innovadora a los cambios del contexto económico en el corto plazo. Por un lado, se encuentran las teorías de *demand-pull* o empuje de la demanda, y por otro, las teorías de *technology-push* o impulso de la tecnología. Estas teorías planteadas para la actividad innovadora de las economías se pueden extender para explicar también la actividad científica de investigación.

Las teorías de empuje de la demanda plantean, como lo indica su nombre, que son justamente las necesidades provenientes de los demandantes las que activan los procesos de investigación. Desde este enfoque se plantea que es posible conocer a priori la dirección en que la demanda de la sociedad está empujando las actividades de innovación o investigación, y por tanto se puede ubicar dentro del marco neoclásico. Las teorías de *demand-pull* presentan ciertas debilidades tales como la condición de reactividad pasiva de la actividad innovadora o de investigación, la falta de explicación para las innovaciones que no parecen tener relación con la demanda de la sociedad o la incapacidad de justificar ciertos desarrollos innovadores por encima de otros (Dosi, 1982).

Por el contrario, las teorías de *technology-push* consideran a la tecnología, o en este caso a la investigación, como un proceso autónomo o quasi-autónomo al menos en el corto plazo. Es la propia investigación que se desarrolla en el sector de I+D la que genera nuevas patentes, productos o producción científica que luego son volcados a la sociedad. Dada la autonomía que se plantea del proceso de innovador, donde se considera que la ciencia presenta un desarrollo exógeno, estas teorías fallan en considerar la retroalimentación existente entre el entorno económico y la dirección del proceso de cambio tecnológico (Dosi, 1982). Esta debilidad para explicar los mecanismos interactivos entre la dirección del proceso innovador y el contexto económico parecen ser compartidas por las dos teorías opuestas presentadas.

Independientemente de cuál sea la relación causal entre la actividad innovadora o científica y el contexto económico, como argumenta Dosi (1982) y prueban Castellacci y Natera (2007) es esperable la existencia de retroalimentación entre estas actividades y el crecimiento económico, y por tanto el producto de las economías. Como fuera mencionado, estos últimos autores demuestran que existe una relación bidireccional entre el PIB per cápita de los países y la producción científica,

medida en su trabajo con la cantidad de artículos científicos y técnicos publicados en revistas cada millón de habitantes. El presente trabajo pretende insertarse en esta línea de investigación y arrojar luz sobre la dinámica que presenta un aspecto en particular de la actividad científica de investigación, la diversificación en la estructura del conocimiento, que se encuentra estrechamente relacionada con la actividad innovadora y el producto de los países.

Antecedentes y Justificación

El crecimiento intensivo en conocimiento ya no sólo se evidencia en países con altos niveles de desarrollo, lo que se ha reflejado en una creciente importancia del conocimiento científico en la capacidad de absorción de los países (Hollanders y Soete, 2010; Radosevic y Yoruk, 2014). En este sentido, parece existir cierto consenso en la literatura acerca de la importancia del conocimiento para la innovación y el desempeño económico de las regiones (Heimeriks et al., 2019).

De acuerdo con Albuquerque (2001) alcanzar el desarrollo industrial y tecnológico tiene como precondition el desarrollo de la capacidad científica. El autor argumenta que el desarrollo científico no es una simple ni natural consecuencia de un inicial desarrollo industrial y tecnológico, sino que la relación presenta el sentido inverso. Cuando crece la producción científica, que potencialmente incrementa el nivel de diversificación que presentan los países al alcanzar nuevas disciplinas científicas, se incrementa la capacidad del sector tecnológico para usar este conocimiento, volviendo a los países más eficientes en la transformación de la información científica en productos tecnológicos (Albuquerque, 2004; Confraria y Godinho, 2014).

En esta línea, Tavassoli y Carbonara (2014) argumentan que la variedad del conocimiento implica que este es heterogéneo, y que la exposición al conocimiento heterogéneo – generado de forma externa a las firmas – tiende a incrementar el potencial creativo de las empresas y su habilidad para desarrollar innovaciones. De esta forma, la variedad del conocimiento, que se relaciona directamente con la diversificación científica, es considerado un factor de relevancia para explicar la innovación de los países. A medida que aumenta la variedad del conocimiento se incrementa la actividad innovadora, impulsando al crecimiento económico de la forma que plantea Schumpeter y derivando en un mayor nivel de producto.

Por su parte, Lattimore y Revesz (1996) sugieren una relación en el sentido contrario. Los resultados expuestos en su trabajo indican que el volumen de actividad científica en un país (considerado per cápita) aumenta con el nivel de producto, y se acelera cuando los países alcanzan la

frontera tecnológica. Particularmente, en etapas tempranas del desarrollo de aquellos países exitosos en el proceso de *catching-up* o de convergencia, los requerimientos de la industria y/o de los recursos naturales estimulan el desarrollo de nuevas disciplinas científicas. Cuando los países alcanzan la frontera tecnológica se diversifican científicamente para explotar las relaciones entre los campos aplicados y básicos de la ciencia así como también para satisfacer demandas incrementales de los sistemas de innovación (Pavitt, 1998).

Precisiones en el mismo sentido se encuentran en el análisis expuesto por Jaffe et al. (2013). Estos autores afirman que la evidencia sugiere que el desarrollo económico precede al desarrollo científico, lo que indicaría que el conocimiento juega un rol importante en sostener el crecimiento económico del largo plazo pero no es la fuente disparadora de este. Dado lo expuesto anteriormente es posible observar que no existe consenso en la literatura acerca de si el desarrollo de la capacidad científica de los países, y particularmente la diversificación de su base del conocimiento, empuja al producto de las economías o si es este último el que presenta un impacto en la base de conocimiento de los países.

En otras palabras, la literatura no sólo no es concluyente sobre la direccionalidad que presenta la relación entre la diversificación en la producción de conocimiento y el producto per cápita, sino que ofrece explicaciones en sentido contrario. Hasta donde se pudo recabar antecedentes, y de acuerdo con Herron et al. (2016), no se encuentran referencias anteriores de un estudio econométrico de esta relación entre diversificación científica y el crecimiento o producto de los países.

Sin embargo, varios trabajos han analizado, entre otras cosas, la correlación entre el nivel de producto y la especialización del conocimiento científico de los países, aunque esta literatura continúa siendo escasa (Tavassoli y Carbonara, 2014). Chuang et al. (2010) encuentran que las naciones avanzadas de occidente presentan un perfil científico más balanceado – sugiriendo una mayor diversificación en la investigación científica – que las naciones del este y de Europa del este. Dentro de estos últimos países, se encuentran las economías de reciente industrialización que presentan valores de producto per cápita menores que las anteriores. De acuerdo con los autores, para estas economías la concentración en ciertas disciplinas del conocimiento puede ser un enfoque eficiente para el desarrollo científico, dados sus recursos escasos.

En la misma línea, Yang et al. (2012) encuentran que los países integrantes del G7 (Alemania, Canadá, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón y el Reino Unido) presentan una estructura científica más balanceada que los BRIC (Brasil, Rusia, India y China), mientras que Cimini et al. (2014) encuentran que las naciones más exitosas en términos de producción industrial y líderes en tecnología diversifican al máximo posible su sistema de investigación. Por su parte, Heimeriks et al. (2019)

argumentan que las regiones más productivas son generalmente las que presentan una mayor cantidad de disciplinas científicas cubiertas en su estructura del conocimiento. Según estos hallazgos, existirían ventajas en diversificar la producción científica y alcanzar el desarrollo de nuevas áreas del conocimiento.

Sin embargo, si bien la diversificación científica presenta múltiples beneficios para los países, esta puede ser costosa para aquellos que se encuentran en etapas tempranas del desarrollo científico, con recursos limitados y pequeñas comunidades científicas. Dado esto, como plantean Herron et al. (2016), la teoría no es concluyente sobre si la diversificación científica promueve el éxito del sistema del conocimiento en naciones que se encuentran en etapas tempranas del desarrollo científico. En efecto, muchos países con sistemas nacionales inmaduros de innovación, no logran focalizar sus esfuerzos en la producción científica y presentan relativamente alta diversificación, con dispersión en lugar de concentración en las disciplinas que desarrollan, y exhiben una correlación más baja con el producto que otros países (Albuquerque, 2001).

Para las economías que se encuentran en el proceso de *catching-up* o convergencia a los países más desarrollados, la infraestructura científica es útil y necesaria para el desarrollo industrial dado que es esta la que provee el conocimiento para ingresar a industrias clave en el proceso de desarrollo. Esto implicaría ventajas en la concentración de los recursos científicos en disciplinas con alto impacto en los sectores industriales más importantes de cada país. De esta forma, entre los resultados expuestos por Albuquerque (2001), se encuentra que tanto las economías en el proceso de *catching-up* como países pequeños y dinámicos presentan concentración de las actividades científicas en algunas disciplinas, y el autor argumenta que posiblemente mantener esta concentración sea un camino exitoso para estos países.

En resumen, los antecedentes revisados sugieren la existencia de una correlación positiva entre el nivel de producto de los países y la diversificación en la producción de conocimiento, donde los países más desarrollados en términos de su PIB per cápita son también los más diversificados. En este sentido, la evidencia indica que, tal y como señalan Cimini et al. (2014), la diversificación es un elemento clave que se correlaciona con la competitividad tecnológica. No obstante, para países con bajos niveles de desarrollo, la evidencia no es concluyente acerca de su nivel relativo de diversificación, dado que mientras algunos logran concentrar sus esfuerzos en pocas áreas de la ciencia y se encuentran especializados, otros presentan una estructura diversificada de la producción de conocimiento.

Finalmente, cuando se analiza la tendencia de la diversificación a través del tiempo, hasta los años 90 se encontraba una tendencia decreciente en el grado de especialización científica – es decir,

una tendencia hacia mayor diversificación – en la mayoría de los países del mundo, medida con datos bibliométricos de cantidad de publicaciones (Pianta y Archibugi, 1991). Estudios más recientes que analizan la diversificación en la producción de conocimiento no ofrecen un análisis temporal de su evolución, por lo que este ejercicio es un aporte del presente trabajo.

Hipótesis

Dados los fundamentos teóricos presentados, en este trabajo se plantean las dos siguientes hipótesis para responder a las preguntas formuladas en la primera sección.

La primera hipótesis es que los países han incrementado el nivel de diversificación de su estructura del conocimiento en el período comprendido entre 1996 y 2019. La segunda hipótesis plantea que existe una relación de causalidad de Granger entre esta diversificación científica y el producto per cápita de los países.

Es importante resaltar que en esta última hipótesis no se expresa cuál es el sentido que tendría la relación entre el PIB y la diversificación científica. Esto es así dado que, como fuera mencionado, la literatura ofrece explicaciones contrapuestas acerca del sentido que puede presentar esta relación. Por lo tanto, se procede a estimar la existencia de esta relación de causalidad en el sentido de Granger, proponiendo dar respuesta a la hipótesis sobre la potencial existencia de dicha relación, sin ofrecer a priori una expectativa sobre cuál es la variable que causa en el sentido de Granger a la otra.

Estrategia de Análisis

Datos

La principal base de datos a utilizar en este trabajo es la de SCImago Journal & Country Rank, que incluye todos los indicadores científicos de revistas y países relevados por la base de datos de Scopus (de Elsevier B.V.). La información alcanza a más de 5.000 editores en un total de 240 países, ofreciendo así la descripción más completa de la producción científica a nivel mundial en los campos de ciencia, tecnología, medicina, ciencias sociales y humanidades (Scopus, 2020).

Los datos disponibles incluyen la cantidad de documentos publicados desagregados por año, país y disciplina científica. Los documentos cubiertos por Scopus incluyen artículos publicados en *journals*, en español revistas, y *trade journals*, en español revistas especializadas, que tienen asignado un *International Standard Serial Number* (ISSN), en español número serial internacional estándar. Ambos tipos de revistas se clasifican en cinco grandes áreas, que a su vez se desagregan en 27 áreas y en 307 disciplinas científicas. Cada documento se contabiliza dentro de la clasificación correspondiente a la revista donde se encuentre publicado. La cobertura temporal disponible es entre los años 1996 y 2019.

Los estudios bibliométricos, de creciente cuantía en los últimos años, comparten el supuesto de que los resultados más importantes de la investigación científica son en última instancia publicados en revistas referidas (Confraria y Godinho, 2014). Por tanto, si bien este enfoque no constituye una herramienta completamente abarcativa para medir la capacidad científica de los países, entendiendo sus limitaciones esta información es una buena aproximación al estado del conocimiento en los países dado que provee información que no se puede obtener de otras fuentes de datos con el mismo nivel de especificidad disciplinar y temporal (Heimeriks et al., 2019).

La base utilizada presenta dos debilidades que deben ser notadas. En primer lugar, las revistas pueden encontrarse clasificadas en más de un área o disciplina científica, por lo que los datos pueden presentar duplicaciones contables en ciertos casos. En segundo lugar, si bien se incluyen publicaciones de todas las regiones geográficas, la base de datos se encuentra sesgada hacia las revistas publicadas en inglés. Cerca del 22% de los títulos indexados a Scopus son publicados en idiomas distintos al inglés, y para que esto ocurra es necesario que se presente un resumen de los trabajos en dicho idioma (Scopus, 2020).

Finalmente, los datos de PIB per cápita son los ofrecidos por el Banco Mundial dentro de los *World Development Indicators*, cuya cobertura temporal incluye a los 24 años considerados en la base de publicaciones. Se considera el valor del PIB per cápita a precios constantes de 2017 en paridad de poderes de compra. De la misma fuente y para el mismo período se obtienen las variables de población por país, cantidad de investigadores en el sector de investigación y desarrollo (I+D) por millón de habitantes y gasto en actividades de investigación y desarrollo como porcentaje del producto, que serán utilizadas para las estimaciones econométricas. Los datos sobre años de escolaridad, variable a utilizar como regresor en algunas estimaciones, provienen de la base de datos construida por Barro y Lee, que presenta estimaciones del nivel educativo de la población entre 15 y 64 años para el período 1950-2015 (Barro y Lee, 2013).

Estas últimas tres variables mencionadas, cantidad de investigadores en el sector de I+D, porcentaje del producto dedicado al gasto en actividades de investigación y desarrollo, y años promedio de escolaridad de la población presentan algunos datos faltantes en ciertos años para algunos países. Para la utilización de estas variables en las estimaciones se realiza una interpolación lineal y se incluye en los modelos a las variables resultantes con datos para todo el período. Esto se realiza bajo el supuesto de que las series de estos indicadores para un país determinado presentan una baja varianza.

El Modelo de Análisis

Para comenzar, con el fin de analizar la diversificación científica en la producción de conocimiento de los países el presente trabajo propone el cálculo de tres medidas de esta dimensión de la base del conocimiento. Los tres indicadores que se utilizarán ya han sido propuestos por otros autores en el campo de la bibliometría.

La primera medida parte del indicador propuesto por Balassa (1965) en teoría de comercio para analizar el patrón de especialización de los países en sus canastas exportadoras o importadoras. En su versión original, este indicador llamado *RCA* según sus siglas en inglés (*Revealed Comparative Advantage*), compara la proporción de cierto sector en el total de las importaciones o exportaciones de un país, con la proporción de ese mismo sector en el total del comercio mundial. Aplicado a bibliometría, la fórmula de cálculo del índice, en un momento del tiempo, para una disciplina *i* y un país *j* es la siguiente:

$$RCA_{i,j} = \frac{x_{i,j}/x_j}{x_i/x}$$

donde $x_{i,j}$ es la cantidad de documentos publicados en la disciplina i por el país j , x_j es la cantidad total de documentos publicados por el país j , x_i es la cantidad total de documentos publicados en la disciplina i a nivel mundial, y x es la cantidad total de documentos publicados en todo el mundo. En resumen, el índice es el ratio entre la proporción que representa una disciplina científica en la estructura de conocimiento de un país y la proporción que representa la misma disciplina en la estructura mundial del conocimiento.

Según Li (2017) el *RCA* es la medida más popular para el estudio de la especialización en la literatura de comercio y política tecnológica. Su facilidad de cálculo y propiedades de comparabilidad han motivado un extendido uso del índice para analizar el perfil de especialización científica de los países utilizando datos bibliométricos.³ La medida aplicada a este campo permite mapear la estructura real de los recursos del conocimiento presentes en cada país así como también en toda la sociedad en su conjunto (Radosevic y Yoruk, 2014). Gandelman et al. (2022 a) presentan una detallada aplicación del *RCA* a disciplinas científicas en Uruguay.

Lattimore y Revesz (1996) utilizan el cálculo de la varianza de este índice, a la que llaman *VRCA*, para estimar la amplitud o estrechez de la capacidad científica de una nación. Así, el indicador se utiliza para evaluar el nivel de uniformidad en la capacidad de desarrollo científico de un país (Chuang et al., 2010). Cuanto mayor es la varianza del índice *RCA*, a la que se llamará *VRCA*, más desigual es la capacidad de desarrollo científico, lo que indica que las publicaciones científicas varían más entre diferentes áreas temáticas, revelando una menor diversificación. A la inversa, un bajo valor del indicador *VRCA* sugiere una mayor diversificación entre disciplinas científicas.

La segunda medida de diversificación que se explora en este trabajo fue presentada originalmente en el campo de la bibliometría por Pianta y Archibugi (1991) y ha sido posteriormente aplicada en varios trabajos que utilizan datos bibliométricos.⁴ Este indicador llamado índice de intensidad de especialización mide el porcentaje de distribución de la cantidad de documentos en las disciplinas de la ciencia y calcula los valores de una chi cuadrado. Trabajos recientes llaman a este índice *SII* según sus siglas en inglés (*Specialization Intensity Index*) y se calcula en un momento del tiempo, para una disciplina i y un país j , de acuerdo con la siguiente fórmula:

³ Véase por ejemplo Chuang et al. (2010), Hazing y Giroud (2014), Radosevic y Yoruk (2014), Yang et al. (2012).

⁴ Véase por ejemplo Confraria y Godinho (2014) y Confraria y Vargas (2017).

$$SII_j = \sum_i \frac{(x_{i,j}/x_j - x_i/x)^2}{x_i/x}$$

donde x mide la cantidad de publicaciones científicas. De esta forma, el índice es la sumatoria en todas las disciplinas i en las que un país produce conocimiento, de un ratio cuyo numerador es el cuadrado de la diferencia entre la intensidad de especialización en la disciplina i del país j y la intensidad de especialización en esa misma disciplina a nivel mundial, y el denominador es esta última proporción.

El valor del SII indica cuán especializado se encuentra un país en la producción de conocimiento. Esto es, al igual que para el $VRCA$, un mayor valor del índice indica una mayor especialización (o menor diversificación) mientras que un valor bajo indica una mayor diversificación entre disciplinas, y cuando se analiza a través del tiempo indica cambios en el grado de especialización (Laursen, 2000). Cabe aclarar que un supuesto implícito de este indicador es que la estructura de la producción de conocimiento del mundo en su conjunto presenta una diversificación máxima. De esta forma, el valor del indicador es 0 en caso de que el país presente una estructura de conocimiento igual a la del promedio mundial, y en cuyo caso la diversificación se considera máxima.

Hasta ahora se ha considerado, dados los indicadores planteados, a la diversificación en relación a la cantidad de disciplinas científicas en la que el país produce conocimiento y la uniformidad en la estructura del conocimiento. Considerando la terminología propuesta por Stirling (1998), la diversificación medida a través del SII y del $VRCA$ se relaciona con la variedad del conocimiento y el balance de este respectivamente, dejando por fuera la disparidad. La variedad tiene relación con la cantidad de categorías en la que la variable en cuestión puede ser dividida, y el SII guarda estrecha relación con a la cantidad de áreas en las que un país publica, a pesar de que no cumple estrictamente con la definición de variedad tal cual es planteada por Stirling (1998). Por su parte el balance es el patrón de distribución de esa cantidad entre categorías, similar a la varianza. Según este autor, dado todo lo demás constante, una mayor variedad y un mayor balance derivaría en una mayor diversidad o diversificación.

Por su parte, siguiendo misma nomenclatura, la disparidad o similaridad refiere al grado en que las categorías son distintas o similares entre sí, y, al igual que para las dos dimensiones anteriores, una mayor disparidad deriva en una mayor diversificación. Una medida que toma en consideración para su cálculo a la disparidad entre las áreas de la ciencia es la propuesta por Dranev et al. (2018) quien se basa en Stirling (2007). Este último autor sugiere un marco general para medir la diversificación científica, y siguiendo su trabajo es como Dranev et al. (2018) proponen una medida

de diversificación científica que se inspira en el trabajo de Stirling (2007) y el de Zhou et al. (2013) que también sigue a Stirling (2007).

El indicador de diversificación resultante, al que llamaremos abreviadamente ST , parte de un indicador de especialización que se calcula como la sumatoria para todas las disciplinas de la correlación entre las áreas científicas tomadas de a pares, multiplicadas por la proporción que ambas disciplinas representan en la estructura del conocimiento nacional. De esta forma, no sólo una mayor representación de un área en la estructura del conocimiento de un país deriva una mayor especialización científica, sino que si la correlación entre dos áreas científicas es alta, también se incrementa la especialización. Lo contrario sucede en el caso de que la correlación entre las áreas sea baja, en cuyo caso a pesar de que en la estructura de conocimiento de los países las áreas consideradas para el cálculo del indicador representen una alta proporción, se podría obtener un bajo valor de la especialización del país. Es así que la medida incluye a la disparidad o similaridad de las disciplinas científicas en el cálculo de la diversificación científica.

El ST se calcula para un momento del tiempo, para un país j y disciplinas científicas i y k , de acuerdo con las siguientes fórmulas:

$$ST_j = 1 - \frac{Spec_j}{Max_j(Spec_j)}$$

$$Spec_j = \sum_{i=1, k=1}^{307} Corr_{i,k} * x_{i,j}/x_j * x_{k,j}/x_j$$

$$Corr_{i,k} = \frac{\sum_{j=1}^n x_{i,j}/x_j * x_{k,j}/x_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{i,j}/x_j)^2 * \sum_{j=1}^n (x_{k,j}/x_j)^2}}$$

donde n es la cantidad de países que serán incluidos en las estimaciones, y 307 la cantidad de disciplinas científicas consideradas en este trabajo.

En las fórmulas para la construcción de este indicador se observa que la medida propuesta por Dranev et al. (2018) considera la correlación entre las distintas áreas de la ciencia bajo análisis, utilizando estos valores para el cálculo del nivel de especialización de cada país, como lo indica la fórmula de $Spec_j$. Finalmente, para construir la medida de diversificación ST se toma al inverso del valor normalizado de esta medida de especialización. Al calcular la medida ST dividiendo entre el máximo valor entre países que toma la medida, se tiene que el valor mínimo para cada año en la

muestra será 0, ya que el indicador valdrá 0 para uno de los países – indicando una especialización máxima –, y variará en un rango hasta el valor de 1 que indicaría una diversificación máxima.

Tomando como insumo a las tres medidas descritas, en una primera instancia se buscará analizar la evolución de la diversificación científica de los países a través del tiempo. Además de indagar en la tendencia que han presentado los países del mundo en cuanto a la especialización en la estructura de producción del conocimiento, se propone la exploración de distintos patrones de diversificación entre los países, investigando la existencia de agrupamientos de acuerdo con la región a la que pertenecen o el nivel de ingreso de los países.

Seguidamente, este trabajo plantea analizar la existencia de una relación de causalidad entre la diversificación en la producción científica y el producto per cápita de los países, y, en caso afirmativo, cuál es el sentido de esta relación. Con este fin se aplicará la extensión del test de causalidad de Granger (1969) para series temporales propuesta por Dumitrescu y Hurlin (2012) para datos de panel. Este tipo de datos presenta algunas ventajas respecto a los datos de series temporales para analizar relaciones causales entre variables, incluyendo la causalidad de Granger. Además de permitir modelar el comportamiento de las series temporales, incluyen una mayor cantidad de observaciones que permiten alcanzar resultados más eficientes en el análisis de la existencia de una posible relación causal (Bakirtas y Akpolat, 2018; Dumitrescu y Hurlin, 2012).

Para aplicar el test de Dumitrescu y Hurlin (2012) es necesario que las variables, en este caso la diversificación científica y el PIB per cápita, estén en su forma estacionaria. De esta forma se parte de la siguiente regresión para dos variables y y x genéricas:

$$y_{j,t} = \alpha_j + \sum_{k=1}^K \gamma_{jk} y_{j,t-k} + \sum_{k=1}^K \beta_{jk} x_{j,t-k} + \varepsilon_{j,t} \quad \text{con } j = 1, \dots, n \text{ y } t = 1996, \dots, 2019$$

donde α_j denota efectos individuales que se supone que se mantienen fijos en la dimensión temporal, K representa el orden de los rezagos que se asumen iguales para todas las unidades de corte transversal donde el panel es balanceado, γ_{jk} y β_{jk} son los parámetros del modelo que se asumen constantes en el tiempo, y n es la cantidad de países que se incluirán en el análisis.

De esta forma se permite que los coeficientes varíen entre países (denotados por la letra j) pero se asumen invariantes en el tiempo (Lopez y Weber, 2017). Esta es otra de las principales ventajas que presenta este test, que permite estudiar relaciones de causalidad en paneles heterogéneos dado que asume distintos coeficientes entre las unidades del panel, lo que permite obtener resultados más precisos para la extensa cantidad de países incluidos en el análisis. Como plantea Granger (1969), el test busca analizar si existen efectos significativos de los valores pasados de x en el valor de y , por

lo que en este caso de datos de panel, la hipótesis nula corresponde a la ausencia de causalidad para todos los países de la muestra:

$$H_0 = \beta_{j1} = \dots = \beta_{jK} = 0 \quad \forall j = 1, \dots, n$$

El test planteado por Dumitrescu y Hurlin (2012) asume que puede existir causalidad para alguno de los países pero no necesariamente para todos, por lo que la hipótesis alternativa, considerando una muestra de n países o unidades del panel, es:

$$H_1 = \beta_{j1} = \dots = \beta_{jK} = 0 \quad \forall j = 1, \dots, n_1$$

$$\beta_{j1} \neq 0 \text{ o } \dots \text{ o } \beta_{jK} \neq 0 \quad \forall j = n_1+1, \dots, n$$

donde $n_1 \in [0, n - 1]$ es desconocido. Si $n_1 = 0$, entonces se encuentra causalidad para todos los países dentro del panel. n_1 debe ser estrictamente menor que n dado que de lo contrario no existe causalidad para ninguno de los países del panel y H_1 se reduce a H_0 .

De esta forma el test propuesto permite identificar si para algunos de los países que componen el panel existe alguna relación de causalidad en el sentido de Granger entre la diversificación en la producción de conocimiento y su producto per cápita. Se buscará identificar, además de la existencia de dicha relación, si son los valores pasados de la diversificación que pueden ayudar a predecir y por tanto que causan en sentido de Granger al producto de los países, o si, a la inversa, son los valores pasados del PIB per cápita los que causan en el sentido de Granger la diversificación científica de los países.

Por último, además de la realización del test de Dumitrescu y Hurlin para estudiar la causalidad de Granger entre las variables utilizando toda la muestra, se propone la realización del mismo test en diferentes submuestras. Particularmente, la literatura sugiere que pueden existir diferencias según el nivel de ingreso de los países, por lo que se llevará adelante una división de los países considerados en tres grupos según los valores de su ingreso y se estudiará la dinámica de la relación entre las variables. De esta forma se puede visualizar si los países de ingreso bajo, medio o alto presentan una relación distinta entre la diversificación científica y su producto per cápita, es decir, si la causalidad existe y opera en el mismo sentido en todos los grupos o no. Adicionalmente a esta división por nivel de ingreso de los países, se presenta una estimación del test de Dumitrescu y Hurlin (2012) entre las variables por zonas geográficas, ya que estas se pueden visualizar como un conjunto de países con similares culturas e instituciones y resulta interesante pormenorizar el análisis de la relación de causalidad estimada para el total de los países.

Discusión sobre causalidad de Granger

La metodología que se sigue en este trabajo se basa en la propuesta por Granger (1969), que incursiona por primera vez en la determinación de un método para inferir una relación causal entre variables con datos de series temporales. Este método ha influenciado ampliamente a la literatura de la casualidad en el campo de la economía, siendo aplicado en una vasta cantidad de trabajos de investigación. Sin embargo, no ha estado exento de críticas, las que se han enfocado principalmente en la diferencia entre la llamada causalidad de Granger y una relación causal propiamente dicha (Hoover, 2008).

En un trabajo posterior al original, Granger (1980) comenta sobre la falta de existencia de un método para probar una relación de causalidad, lo que adjudica potencialmente a la falta de definición del concepto, y ofrece una explicación para definirlo desde su perspectiva formulando su propia versión. Para que pueda existir causalidad desde una variable X a otra variable Y , la variable X en el período n debe tener información única acerca del valor que tomará la variable Y en el período inmediato siguiente, es decir, en el período $n + 1$. De esta forma, si el conjunto de información que contiene X puede utilizarse para predecir el valor futuro de Y , que está predicho por una parte explicada y una no explicada, se dice que X causa a Y (Granger, 1980). Esta definición de causalidad basada en la predicción es lo que se conoce como “causalidad de Granger”.

Por tanto, si bien la causalidad de Granger no afirma que la variable X sea la causa última de la variable Y , si los valores pasados de X presentan poder explicativo sobre los valores actuales de Y , entonces la metodología sugiere que X puede estar causando a Y . Es importante resaltar que, como comenta Granger (1980), la definición se apoya fuertemente en un axioma planteado por el autor, según el cual el futuro no puede causar el pasado, por lo que la medida temporal constituye una estructura necesaria para poder utilizar la definición de causalidad, que se enfoca fuertemente en la predicción.

Si bien es razonable que el futuro no causa el pasado, tal como expresa el antedicho axioma, es importante resaltar que las expectativas del futuro sí pueden hacerlo. A modo de ejemplo, si el pronóstico meteorológico indica que en la tarde de un día lloverá, es posible que a la mañana de ese día un contingente de personas salga de su casa con paraguas. De esta manera, la proporción de personas que salen con paraguas en la mañana tiene poder predictivo sobre la lluvia de la tarde, y por tanto se concluiría que los paraguas causan en el sentido de Granger a la lluvia.

Es cierto que si bien una asociación entre variables, no necesariamente constituye una relación causal propiamente dicha, el concepto planteado por Granger todavía es una herramienta útil en el

estudio de las relaciones causales. Como se puede observar en base a lo descrito, este enfoque hacia la causalidad basado en la probabilidad no requiere la especificación de un modelo econométrico y por tanto es particularmente útil en el caso de investigaciones empíricas sobre relaciones causales donde lo que se encuentra en realidad es una potencial relación causal entre las variables consideradas en el análisis (Eichler, 2013).

De acuerdo con Hoover (2008) el análisis de causalidad propuesto por Granger (1969) constituye un enfoque diferencial dado que la metodología se basa en los datos sin necesidad de referenciar de forma directa a la teoría económica de fondo. De hecho, de acuerdo con Maziarz (2015) la metodología de la causalidad de Granger se utiliza de forma usual cuando la teoría en los mecanismos causales conectando a dos series de tiempo es inexistente o insuficiente. En este último caso se podría ubicar al presente trabajo dado que se ahonda en un campo escasamente explorado por la literatura y con argumentos sobre el problema de estudio que se contraponen.

En definitiva, si bien la causalidad de Granger no permite la detección de una relación causal propiamente dicha, es una buena aproximación para investigar sobre el comportamiento de las variables cuando el conocimiento sobre el fenómeno bajo estudio es limitado, ofreciendo resultados novedosos. De esta forma, más allá de la limitación de la metodología, esta permite la identificación de una potencial relación causal entre las variables basándose en su predictibilidad

En cuanto a la aplicación del test para datos de panel, Granger (2003) argumenta que una hipótesis nula que plantea la existencia de causalidad desde una variable a otra mediante la imposición de una restricción conjunta para todo el panel es una hipótesis muy fuerte. Asumir homogeneidad en los parámetros del panel impide capturar la heterogeneidad derivada de las características específicas de los países, dado que si bien puede existir una relación de causalidad en el sentido de Granger desde una variable X a otra variable Y para algunos países, puede que para otros el sentido de la relación sea el inverso (Kar et al., 2011).

El test propuesto por Dumitrescu y Hurlin (2012) permite la estimación de causalidad de Granger para datos de panel tomando en cuenta esta antedicha heterogeneidad así como también considerando la posible existencia de dependencia transversal dentro del panel, concepto que será explicado más adelante. Además de estas ventajas, como fuera mencionado anteriormente, contar con datos en formato de panel deriva en estimaciones más eficientes de los resultados de la relación de causalidad de Granger para los países (Bakirtas y Akpolat, 2018; Dumitrescu y Hurlin, 2012).

Resultados Obtenidos

En las tres subsecciones siguientes se presentan, en primer lugar, los resultados de un análisis descriptivo en base a los indicadores propuestos como medidas de especialización y diversificación científica, seguido de los resultados de las estimaciones de los tests de causalidad de Granger, y en tercer lugar las estimaciones realizadas como análisis de robustez.

De aquí en adelante se considera como muestra para el análisis únicamente a los países que publicaron al menos 1.000 documentos en revistas arbitradas en el año 2019 de acuerdo con SCImago, lo que resulta en un total de 101 países.^{5,6} Esta selección se realiza porque si se considera a la totalidad de la base de datos original se estaría incluyendo países muy pequeños con baja cantidad de publicaciones que terminan por convertirse en datos atípicos al realizar el cálculo de los indicadores considerados. Si bien este corte sólo incluye al 42% del total de los países desagregados por SCImago, estos 101 países representan el 99,4% de los documentos publicados en el mundo en el año 2019, lo que indica una alta representatividad.

Análisis descriptivo

En la presente subsección se pretende caracterizar la tendencia temporal que ha seguido la diversificación científica promedio a nivel mundial. El análisis también se divide entre grupos de países, de acuerdo al nivel de ingreso y la zona geográfica a la que pertenecen, con el objetivo de visualizar la potencial existencia de patrones diferenciales entre ellos.

Un primer resultado a destacar es la correlación que presentan los tres indicadores propuestos entre sí, a lo largo de todo el período de análisis. En la Tabla 1 se puede observar que parece haber una consistencia entre los indicadores *VRCA* y *SII* que no se extiende al *ST*. El índice de intensidad de especialización o *SII* presenta una fuerte correlación positiva y significativa con la varianza del

⁵ Para establecer esta restricción de inclusión se consideran los datos de publicaciones que provienen agregados directamente de la página web de SCImago lo que evita la duplicación en el conteo de publicaciones.

⁶ Los países incluidos en las estimaciones son: Alemania, Arabia Saudita, Argelia, Argentina, Armenia, Australia, Austria, Azerbaiyán, Bahrain, Bangladesh, Bélgica, Bielorrusia, Bosnia y Herzegovina, Brasil, Bulgaria, Camerún, Canadá, Chile, China, Chipre, Colombia, Corea del Sur, Costa Rica, Croacia, Cuba, Dinamarca, Ecuador, Egipto, Emiratos Árabes Unidos, Eslovaquia, Eslovenia, España, Estados Unidos, Estonia, Etiopía, Filipinas, Finlandia, Francia, Georgia, Ghana, Grecia, Holanda, Hong Kong, Hungría, India, Indonesia, Irak, Irán, Irlanda, Islandia, Israel, Italia, Japón, Jordania, Kazajistán, Kenia, Kuwait, Letonia, Líbano, Lituania, Luxemburgo, Macao, Macedonia, Malasia, Malta, Marruecos, México, Nepal, Nigeria, Noruega, Nueva Zelanda, Omán, Pakistán, Palestina, Perú, Polonia, Portugal, Qatar, Reino Unido, República Checa, Rumania, Rusia, Serbia, Singapur, Sri Lanka, Sudáfrica, Sudán, Suecia, Suiza, Tailandia, Taiwán, Tanzania, Túnez, Turquía, Ucrania, Uganda, Uruguay, Uzbekistán, Venezuela, Vietnam y Zimbabue.

RCA (VRCA). La correlación de estos dos indicadores con el *ST* es menos fuerte que entre sí, pero en ambos casos se presenta positiva y significativa, lo que resulta en una primera instancia contraintuitivo.

Se debe recordar que tanto el *SII* como el *VRCA* son indicadores de especialización – es decir, cuanto mayor el indicador menor la diversificación científica – mientras que el indicador *ST* mide directamente la diversificación científica – es decir, a mayor valor del indicador, mayor la diversificación –. Por tanto, puede resultar extraño que exista una correlación positiva entre estos indicadores. Sin embargo, se debe recordar que el indicador *ST*, inspirado en Stirling (2008), incluye en su fórmula a la correlación entre las disciplinas de la ciencia para medir la diversificación, mientras que los otros indicadores no incorporan esta dimensión. De esta forma lo que pueden estar indicando estos resultados es que los países más especializados de acuerdo con el *SII* o la *VRCA* publican en áreas científicas que son muy distintas entre sí, o lo que es lo mismo, en áreas que presentan una baja correlación, y por tanto aparecen como más diversificados según el indicador *ST*. A la inversa, los países más diversificados en cuanto a la cantidad de áreas en las que publican podrían estar haciéndolo en áreas similares entre sí.

Como ejemplo para entender este fenómeno de la diferencia entre los indicadores se puede observar a los casos de China y de Uruguay. Para comenzar, se considera a la agrupación en cinco categorías de las 307 disciplinas de la ciencia, las que se dividen en ciencias de la salud, ciencias de la vida, ciencias físicas, ciencias sociales y multidisciplinarias. En el 2019, China publicó un 70% de sus trabajos en la rama de ciencias físicas, mientras que para Uruguay este porcentaje fue de 37%, dividiéndose el resto de la estructura de conocimiento nacional en un 28% de ciencias de la vida, 22% de ciencias de la salud, 12% de ciencias sociales, y 1% de multidisciplinarias. Esto hace que la medida de diversificación *ST* valga 0,36 para Uruguay en 2019 y 0,19 en China, mientras que el indicador *SII* vale 0,78 para Uruguay y 0,21 para China, lo que indica una mayor diversificación para este último país al contrario de lo que muestra el indicador *ST*, que indicaría una mayor diversificación para Uruguay.

En la misma tabla también se muestra la correlación entre las medidas de diversificación pero sólo considerando a los países clasificados como de alto ingreso de acuerdo con la clasificación que ofrece el Banco Mundial. Se encuentra que la fuerte correlación positiva y significativa entre el *SII* y el *VRCA* se mantiene, mientras que la correlación entre los indicadores *SII* y *ST* también continúa significativa y positiva para estos países aunque menos fuerte, a la vez que la de este último indicador con la *VRCA* se vuelve no significativa.

Tabla 1: Correlación entre indicadores de diversificación

| | Toda la muestra | | Países de alto ingreso | |
|-------------|----------------------|----------------------|------------------------|-------------------|
| | <i>SII</i> | <i>VRCA</i> | <i>SII</i> | <i>VRCA</i> |
| <i>VRCA</i> | 0.531*** (0.0000) | | 0.737*** (0.0000) | |
| <i>ST</i> | 0.201*** (0.0000) | 0.055*** (0.0073) | 0.053** (0.0706) | 0.003 (0.9191) |

Notas: Los p-valores se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago y Banco Mundial.

A continuación se presentan los principales estadísticos descriptivos de los tres indicadores para la muestra de 101 países. Los resultados se muestran ponderados por la proporción que representan las publicaciones de cada país en cada año en el total de las publicaciones de los países considerados. En la Tabla 2 se puede observar que tanto el indicador *SII* como el *VRCA* presentan distribuciones sesgadas hacia la izquierda y una alta varianza, especialmente en el caso del *VRCA*. Por su parte, el índice *ST* presenta una media similar a la mediana, con bajo desvío estándar.

Tabla 2: Estadísticos descriptivos de los indicadores de diversificación

| | Media | Mediana | Desv. Std. | Mín. | Máx. | N |
|-------------|-------|---------|------------|-------|---------|------|
| <i>SII</i> | 0.241 | 0.150 | 0.302 | 0.052 | 23.891 | 2424 |
| <i>VRCA</i> | 0.595 | 0.338 | 2.203 | 0.134 | 985.250 | 2424 |
| <i>ST</i> | 0.447 | 0.459 | 0.114 | 0.000 | 0.721 | 2424 |

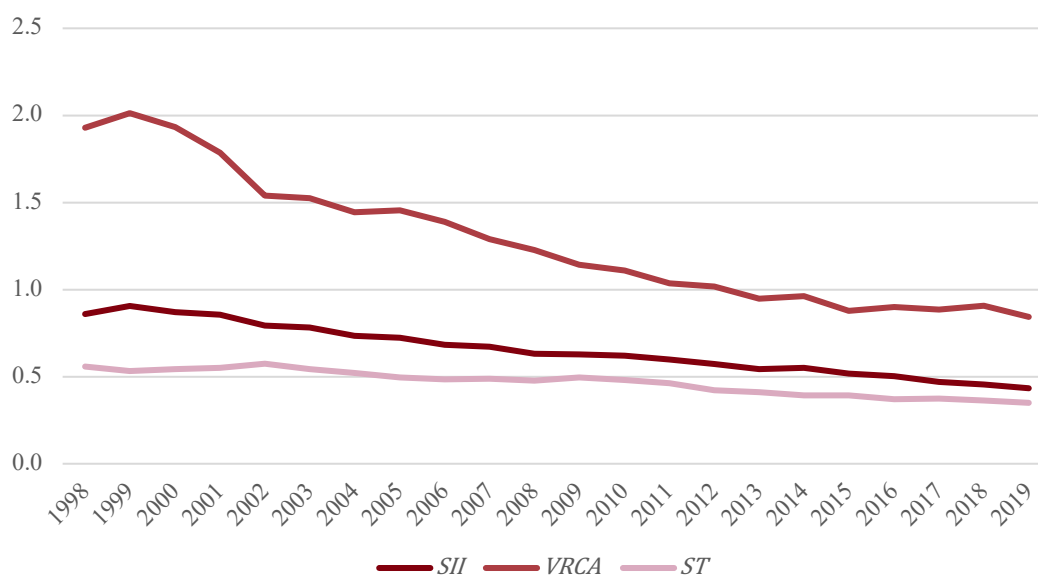
Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago.

Seguidamente, se analiza la evolución a través del tiempo de los tres indicadores propuestos. Este es uno de los objetivos que se plantea el presente trabajo, donde se pretende analizar si la diversificación científica promedio de los países se ha incrementado o si por el contrario estos han tendido a especializar su estructura del conocimiento. En la Figura 2 se presenta la evolución entre 1996 y 2019 de la mediana de cada indicador calculada con medias móviles considerando tres años. La elección de la mediana por sobre otros indicadores, como por ejemplo la media, se justifica en la alta volatilidad que presentan los indicadores de *SII* y *VRCA*, como fuera remarcado anteriormente. Se calcula la media móvil en períodos de tres años con el fin de suavizar las series para observar más fácilmente la tendencia que han seguido los indicadores propuestos.

La caída a través del tiempo en el valor promedio del *SII* y del *VRCA* indica un aumento en la diversificación científica de los países. Se debe recordar que tanto el *SII* como el *VRCA* refieren a la variedad y el balance de la estructura del conocimiento de los países respectivamente, de acuerdo con la terminología de Stirling (1998). Esta tendencia ha sido sostenida desde el comienzo del período de análisis en 1996 hasta el último año considerado. Por su parte, el indicador *ST*, que mide la diversificación considerando además la similaridad entre las áreas de la ciencia y que por tanto presenta diferencias metodológicas y teóricas respecto al cálculo de los otros indicadores, muestra una evolución estable con una leve tendencia decreciente en la diversificación científica. Es relevante destacar nuevamente que las diferencias que presentan los resultados relacionados con el indicador *ST* respecto a los demás refuerzan el concepto de que los indicadores muestran distintos fenómenos de la estructura del conocimiento de los países.

Estos resultados indican que los países han incrementado la cantidad de áreas de la ciencia en las que generan publicaciones, pero al incluir dentro del análisis al grado en que las disciplinas de la ciencia en las que los países publican son similares entre sí, entonces se encuentra que la diversificación ha tendido a decrecer levemente. Esto significa que es probable que la expansión de los países hacia generar conocimiento en nuevas áreas de la ciencia haya sido enfocada en disciplinas científicas similares y con alta correlación entre sí— por ejemplo, desarrollando disciplinas dentro de una misma categoría agrupando a las áreas científicas en cinco categorías – a las que cada país había previamente desarrollado.

Figura 1: Evolución de la mediana del *SII*, *VRCA* y *ST* en medias móviles de tres años (1996-2019)



Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago.

A continuación se muestran los resultados de los indicadores calculados de acuerdo al nivel de ingreso de los países. Considerando la clasificación planteada por el Banco Mundial en cuatro categorías del ingreso (alto, medio-alto, medio-bajo y bajo) se crean tres categorías de ingreso, siendo estas alto, medio y bajo, agrupando a las dos categorías que incluyen a los países de ingresos medios.⁷ Se presenta el promedio de la mediana de los tres indicadores para los últimos tres años del período de análisis.

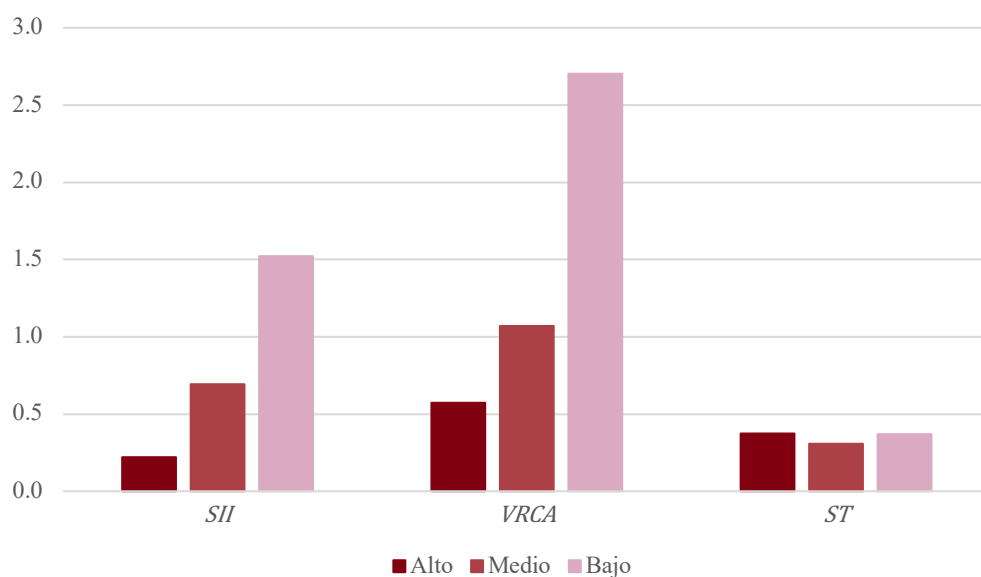
Ambos el *SII* y el *VRCA* muestran una relación positiva entre la diversificación científica y el nivel de ingreso de los países, es decir, los países de bajo ingreso son los que presentan una menor diversificación del conocimiento científico mientras que los de mayores ingresos presentan mayor diversificación. Por tanto, atendiendo a la variedad y al balance de las estructuras del conocimiento nacionales, se encuentran los resultados esperados acerca de que los países de mayores ingresos presentan bases del conocimiento más desarrolladas que alcanzan una mayor cantidad de disciplinas científicas que los países de ingresos medios y bajos que se ubican en segundo y tercer lugar respectivamente.

Por su parte, si bien el indicador de *ST* muestra una diversificación máxima para los países de alto ingreso respecto a las dos categorías restantes, sugiere una mayor diversificación para los países de ingreso bajo que para los de ingreso medio. Posiblemente esto se relacione con la alta disparidad en las áreas de la ciencia en las que teóricamente se enfocan los países de ingreso bajo, como fuera mencionado en párrafos anteriores. Se destaca finalmente que esta medida se muestra muy similar entre las categorías de ingresos.

Nuevamente se resalta la diferencia en los resultados exhibidos por el indicador *ST* en relación a las otras dos medidas de diversificación propuestas, lo que refuerza lo antedicho respecto a que los indicadores están mostrando distintas dimensiones de la diversificación en la estructura nacional del conocimiento de los países. El indicador inspirado en Stirling (2008), al considerar la similitud entre las áreas de la ciencia, hace que la relación entre la diversificación científica y el nivel de ingreso de los países no se ajuste a lo expuesto teóricamente en cuanto a la correlación positiva existente entre las variables. Sin embargo, respalda lo expuesto en la revisión de literatura acerca de que los países de bajos ingresos no logran focalizar sus esfuerzos en ciertas disciplinas científicas similares.

⁷ Con el fin de obtener mayores observaciones en cada submuestra en las estimaciones econométricas por grupos de países según nivel de ingreso, se realiza esta reagrupación de cuatro a tres grupos de países tomando como base la clasificación del Banco Mundial, y por esta razón los resultados de esta sección se presentan con esta agrupación.

Figura 2: Promedio de la mediana del *SII*, *VRCA* y *ST* por nivel de ingreso (2017-2019)



Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago y Banco Mundial.

Seguidamente se presenta el análisis del promedio de la mediana entre los años 2017 y 2019 para los tres indicadores propuestos calculados por zonas geográficas. La división de los países en siete zonas diferentes es la clasificación realizada por el Banco Mundial. En la Figura 3 se observa que los indicadores *SII* y *VRCA* presentan patrones similares cuando se analizan por zonas, con claras diferencias en el valor de la mediana de acuerdo con el área geográfica, mientras que el indicador *ST* presenta menor variabilidad y resulta más similar entre las distintas zonas.

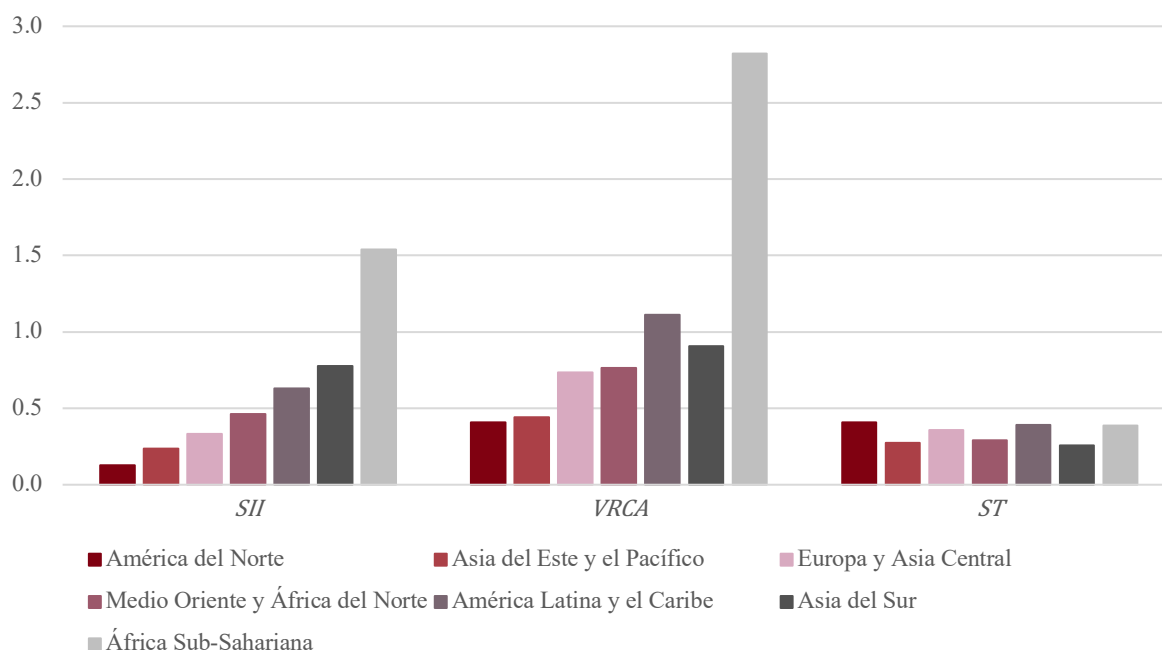
África Sub-Sahariana aparece como la zona de mayor especialización (menor diversificación) científica de acuerdo tanto con el *SII* como con el *VRCA*, y en segundo lugar le siguen Asia del Sur en el caso del *SII* y América Latina y el Caribe en el caso del *VRCA*. En el otro extremo, la zona de mayor diversificación científica de acuerdo con ambos indicadores es América del Norte, seguida de Asia del Este y el Pacífico en segundo lugar. América del Norte aparece como la zona más diversificada no sólo en términos de variedad y balance de la estructura de sus publicaciones científicas, sino que también lo es cuando se considera a la disparidad o similitud entre disciplinas, como lo muestra el índice *ST*. Sin embargo, al considerar esta dimensión, América Latina y el Caribe y África Sub-Sahariana pasan a ser la segunda y tercera zonas más diversificadas, mientras que Asia del Este y el Pacífico es la segunda menos diversificada luego de Asia del Sur.

Es interesante analizar también estos resultados a la luz de los antecedentes revisados. Como fuera mencionado, para países con bajos niveles de desarrollo medido según PIB per cápita, como lo son muchos de los que se encuentran en América Latina y el Caribe y África Sub-Sahariana, la literatura no es concluyente sobre su nivel de diversificación, ya que si bien algunos logran focalizarse

en pocas áreas de la ciencia otros presentan una estructura del conocimiento diversificada. Por tanto, los resultados de los indicadores estarían señalando que estas dos zonas geográficas de bajo nivel de ingreso publican en relativamente pocas áreas de la ciencia en comparación con las demás zonas, y que además estas disciplinas en las que publican no son similares entre sí. Tal y como se ejemplificó para Uruguay anteriormente, estos países presentan una estructura balanceada de publicaciones en distintas categorías correspondientes a la clasificación de cinco grandes áreas, lo que significa que existe un esfuerzo de publicación en disciplinas científicas que son distintas entre sí.

Por su parte América del Norte presenta una estructura diversificada tanto en términos de la cantidad de áreas en las que publica y el balance de su estructura del conocimiento así como también al considerar la similaridad de las disciplinas científicas entre sí. Un tercer caso se puede encontrar al observar los resultados para Asia del Sur y de Asia del Este y el Pacífico, donde si bien se encuentra una relativamente alta diversificación del conocimiento según los indicadores *SII* y *VRCA*, el grado de similaridad entre las áreas de la ciencia en las que los países de esta región publican parece ser alto – alta correlación entre disciplinas –, por lo que la diversificación medida a través del índice *ST* es relativamente baja.

Figura 3: Promedio de la mediana del *SII*, *VRCA* y *ST* por zonas geográficas (2017-2019)



Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago y Banco Mundial.

Finalmente, además de las correlaciones presentadas entre los distintos indicadores de diversificación científica de los países y el análisis de los indicadores en promedio y por grupos de países, se presenta la correlación de cada una de las medidas calculadas con el valor del PIB per cápita de los 101 países considerados para el año 2019.

En la Tabla 4 se puede observar que tanto el indicador *SII* como el *VRCA* presentan una correlación negativa con el PIB per cápita, lo cual es esperable dado que, como fue mencionado, estos son indicadores de especialización científica en la forma en que están presentados. Ambas correlaciones son estadísticamente significativas al 1% y 5% de significación respectivamente. Por su parte el indicador *ST*, en este caso un indicador de diversificación en su forma original, presenta una relación positiva con el PIB per cápita que es estadísticamente significativa al 90% de confianza. En este caso y al igual que en los anteriores, esta medida presenta la relación teórica esperada con el valor del PIB per cápita de los países, a pesar del bajo valor de la correlación.

Tabla 3: Correlación de los indicadores de especialización con el PIB per cápita

| | <i>SII</i> | <i>VRCA</i> | <i>ST</i> |
|-----------------------|-----------------------|----------------------|--------------------|
| PIB per cápita | -0.435*** (0.0000) | -0.249** (0.0136) | 0.170* (0.0940) |

Notas: Los p-valores se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago y Banco Mundial.

Resultados econométricos

Previo a la estimación de las pruebas de relación causal en el sentido de Granger entre las variables de PIB per cápita de los países y su diversificación científica, se estiman algunos modelos de efectos fijos que pretenden ofrecer una idea preliminar sobre la existencia de una relación entre dichas variables. Estos modelos se presentan con la intención de analizar en un modelo econométrico la existencia de un impacto de la diversificación científica en el PIB per cápita de los países sin considerar todavía la causalidad. Con este fin se estiman dos modelos de efectos fijos para cada indicador de diversificación, uno no dinámico y otro dinámico, donde la variable dependiente es el PIB per cápita de los países.

Debido a la falta de observaciones en algunas de las variables explicativas, la cantidad de países incluidos en las regresiones se reduce de 101 a 82.⁸ Considerando los datos sin duplicaciones por países que provienen de SCImago, se tiene que los países incluidos en las regresiones

⁸ Los países incluidos son: Alemania, Arabia Saudita, Argelia, Argentina, Armenia, Australia, Austria, Bélgica, Brasil, Bulgaria, Canadá, Chile, China, Chipre, Colombia, Corea del Sur, Costa Rica, Croacia, Dinamarca, Ecuador, Egipto, Emiratos Árabes Unidos, Eslovaquia, Eslovenia, España, Estados Unidos, Estonia, Filipinas, Finlandia, Francia, Ghana, Grecia, Holanda, Hong Kong, Hungría, India, Indonesia, Irak, Irán, Irlanda, Islandia, Israel, Italia, Japón, Jordania, Kazajistán, Kenia, Kuwait, Letonia, Lituania, Luxemburgo, Macao, Malasia, Malta, Marruecos, México, Nepal, Noruega, Nueva Zelanda, Pakistán, Perú, Polonia, Portugal, Qatar, Reino Unido, República Checa, Rumania, Rusia, Singapur, Sri Lanka, Sudáfrica, Sudán, Suecia, Suiza, Tailandia, Tanzania, Túnez, Turquía, Ucrania, Uganda, Uruguay y Vietnam.

representaron el 97,2% de los documentos publicados durante el 2019, por lo que se tiene una alta representatividad en la muestra resultante.

Como regresores se utilizan, además de la diversificación medida a través de los tres indicadores construidos, al logaritmo de la población con el fin de controlar por el tamaño de cada país, al gasto de los países en actividades de investigación y desarrollo rezagado un período, y el nivel de escolaridad de los ciudadanos que se aproxima con la cantidad de años aprobados en promedio. El gasto de actividades en el sector de I+D se incluye en el modelo con un rezago con la justificación de que es esperable que exista cierta demora entre que el gobierno otorga financiamiento al sector y éste genera las investigaciones e innovaciones que luego impactarán en el producto.

Las variables *SII*, *VRCA* y *ST* se incluyen en los modelos con cinco rezagos. La justificación de esta elección radica en que se podría pensar que la diversificación científica no afecta en un período contemporáneo al producto, sino que el conocimiento producido por la ciencia necesita de ciertos períodos de tiempo para ser incorporado por la industria y convertirse en innovaciones que luego impactan en el producto de cada país. Es importante mencionar, sin embargo, que los resultados se mantienen al considerar una menor cantidad de rezagos en los modelos estimados, pero que dada la literatura revisada es esperable que múltiples años sucedan desde la generación del conocimiento hasta que impacta en el producto (Adams, 1990).

En los modelos no dinámicos de efectos fijos se estima a los errores estándares robustos a la correlación entre secciones transversales mediante regresiones aparentemente no relacionadas. Para la estimación del modelo dinámico se utiliza el método generalizado de los momentos y se considera el estimador de Arellano-Bond en dos etapas, en el cual para remover los efectos fijos de corte transversal se aplica la transformación de primeras diferencias. En el modelo se incluyen dos rezagos de la variable de PIB per cápita, como instrumentos predeterminados se utilizan todos los rezagos de dicha variable a partir del tercer rezago, y como restantes instrumentos se utiliza cada una de las variables de diversificación de acuerdo con el modelo considerado. En la Tabla 4 se muestran los resultados de la estimación de estos modelos, así como también los resultados de tests correspondientes para cada uno de los casos considerados.

Tabla 4: Resultados de los modelos de efectos fijos dinámicos y no dinámicos

| | Modelo no dinámico | | | Modelo dinámico | | |
|---|------------------------|-----------------------|-----------------------|-------------------------|-----------------------|-----------------------|
| <i>SH</i> (-5) | -0.044*** (0.0045) | | | -0.007*** (0.0001) | | |
| <i>VRCA</i> (-5) | -0.0004*** (0.0001) | | | -0.0001*** (0.00006) | | |
| <i>ST</i> (-5) | | | | -0.413** (0.0664) | | 0.015*** (0.0002) |
| Población log | -0.272*** (0.0405) | -0.206*** (0.0409) | -0.252*** (0.0415) | -0.064*** (0.0002) | -0.052*** (0.0001) | -0.050*** (0.0002) |
| Gasto en I+D (-1) | 0.084*** (0.0147) | 0.083*** (0.0151) | 0.070*** (0.0151) | 0.011*** (0.0003) | 0.013*** (0.0004) | 0.014*** (0.0004) |
| Escolaridad | 0.159*** (0.0078) | 0.169*** (0.0079) | 0.148*** (0.0086) | 0.022*** (0.0009) | 0.022*** (0.0005) | 0.023*** (0.0007) |
| PIB per cápita (-1) | | | | 1.035*** (0.0002) | 1.037*** (0.0001) | 1.037*** (0.0003) |
| PIB per cápita (-2) | | | | -0.154*** (0.0003) | -0.154*** (0.0002) | -0.152*** (0.0003) |
| Constante | 12.866*** (0.6360) | 11.623*** (0.6383) | 12.804*** (0.6675) | | | |
| N | 1558 | 1558 | 1558 | 1475 | 1475 | 1475 |
| R ² ajustado | 0.982 | 0.982 | 0.981 | | | |
| Estadístico F | 974.969 (0.0000) | 923.103 (0.0000) | 939.121 (0.0000) | | | |
| Test de variables redundantes | 95.296 (0.0000) | 13.359 (0.0000) | 38.665 (0.0000) | | | |
| Test de efectos fijos redundantes (F stat.) | 315.191 (0.0000) | 351.910 (0.0000) | 358.546 (0.0000) | | | |
| Hansen test | | | | 81.749 (0.3054) | 82.879 (0.3031) | 63.810 (0.8590) |
| Arellano-Bond test | | | | | | |
| AR(1) | | | | (0.0662) | (0.0686) | (0.0920) |
| AR(2) | | | | (0.6030) | (0.6617) | (0.6956) |

Nota: La variable dependiente es el PIB per cápita. En las estimaciones de los coeficientes de los modelos se muestran los desvíos estándar entre paréntesis. En el caso de los tests realizados sobre las estimaciones, los p-valores se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

En todos los modelos estimados, se encuentra que existe una relación significativa entre la diversificación científica que presentan los países y su PIB per cápita. En cuanto al signo de esta relación, los resultados que arrojan los modelos de efectos fijos no dinámicos varían de acuerdo a la variable que se considere para medir la diversificación científica. Para el caso de los indicadores *SII* y *VRCA* se encuentra que la especialización en la estructura del conocimiento impacta de forma negativa en el PIB per cápita de los países, por lo que la diversificación impactaría de forma positiva. Estos resultados se mantienen al estimar los modelos dinámicos.

En el caso del indicador *ST*, se encuentra que la diversificación presenta un efecto negativo en el PIB per cápita de los países en la estimación de los modelos no dinámicos. Esto podría estar indicando que cuando los países producen en áreas muy dispares entre sí – lo que produce un bajo valor del indicador de diversificación – tendrían un efecto negativo en su PIB per cápita de los países. Ahora bien, este último resultado se invierte en signo cuando se estima un modelo dinámico, es decir, cuando se incluye en el modelo a los valores pasados del PIB per cápita. En este caso se encuentra que cuanto mayor sea la diversificación medida a través del indicador *ST*, mayor será el PIB per cápita de los países dado lo demás constante.

Ya presentada la relación existente entre las variables bajo análisis en base a los modelos de efectos fijos, a continuación se exponen los resultados de las estimaciones los test de causalidad de Granger siguiendo la metodología de Dumitrescu y Hurlin (2012), así como también los resultados de las etapas anteriores a la realización de los tests.

Previo al análisis de las condiciones de estacionariedad de las series es necesario estudiar la existencia de dependencia *cross-section* o de corte transversal dentro el panel. Esto se debe a que para la estimación del test de Dumitrescu y Hurlin (2012) es necesaria la determinación de las condiciones de estacionariedad de las series utilizadas, pero las estimaciones de los tests de raíces unitarias parten del supuesto de independencia o dependencia de corte transversal, por lo que esto se debe determinar *a priori* para la correcta elección del test a aplicar. La correlación dentro de las series temporales del panel puede existir debido a *shocks* globales que presentan impacto en varios países o por efectos de derrame entre algunos países.

Para determinar la existencia de dependencia transversal se aplica el test conocido como Pesaran CD, propuesto en Pesaran (2004). Este test parte de la estimación de un modelo de efectos fijos sobre el cual se testea la hipótesis nula de independencia de corte transversal en base a las correlaciones de las perturbaciones en las distintas unidades del panel. Considerando como variable dependiente a las tres medidas de diversificación propuestas, se estiman tres modelos con el único regresor del PIB per cápita (sin variables de control), así como también tres modelos adicionales

controlando por la población del país – con el fin de controlar por el tamaño de cada economía –, y la cantidad de investigadores cada mil de habitantes – con el fin de controlar por el tamaño del sector de investigación –. Esta última variable se introduce un rezago de un año, dado que el proceso de investigación que realizan los investigadores en un momento requiere de cierto tiempo antes que aparezca publicado en alguna revista con revisión de pares.

Debido a que debe existir una suficiente cantidad de observaciones por país para que sea posible la aplicación del test, al igual que en la estimación de los modelos de efectos fijos presentados, es necesario reducir la muestra de 101 países considerada anteriormente. Nuevamente se debió eliminar a 19 países que no cuentan con suficientes datos en las variables especificadas para el modelo, lo que deja un total de 82 países a incluir en las estimaciones.⁹ Estos 82 países representan el 93,5% del total de las publicaciones mundiales en el año 2019, lo que indica que sigue habiendo una alta representatividad de los países en la base resultante en lo referido a la producción de conocimiento mundial.

En el Anexo 1 se encuentran los resultados de los modelos de efectos fijos que fueron utilizados para las estimaciones del test de Pesaran de dependencia transversal, para las tres medidas de diversificación propuestas, tanto aquellos solo con las variables de interés como los que incluyen controles. En la Tabla 5, se presentan los resultados del antedicho test en cada uno de los seis modelos estimados. Como se puede observar, los p-valores en todos los casos considerados son inferiores a 0,01, por lo que existe evidencia que permite rechazar la hipótesis nula de ausencia de dependencia de corte transversal dentro del panel a un 1% de significación. Esto significa que las variables analizadas son dependientes transversalmente.

⁹ Los países incluidos son: Alemania, Argelia, Argentina, Australia, Austria, Bélgica, Bosnia y Herzegovina, Brasil, Bulgaria, Chile, China, Chipre, Colombia, Corea del Sur, Costa Rica, Croacia, Dinamarca, Ecuador, Egipto, Emiratos Árabes Unidos, Eslovaquia, Eslovenia, España, Estados Unidos, Estonia, Etiopía, Filipinas, Finlandia, Francia, Georgia, Ghana, Grecia, Holanda, Hong Kong, Hungría, India, Indonesia, Irak, Irán, Irlanda, Islandia, Italia, Japón, Jordania, Kazajistán, Kenia, Kuwait, Letonia, Lituania, Luxemburgo, Macao, Macedonia, Malasia, Malta, Marruecos, México, Noruega, Nueva Zelanda, Omán, Pakistán, Palestina, Polonia, Portugal, Reino Unido, República Checa, Rumania, Rusia, Serbia, Singapur, Sri Lanka, Sudáfrica, Suecia, Suiza, Tailandia, Tanzania, Túnez, Turquía, Ucrania, Uganda, Uruguay, Uzbekistán y Vietnam.

Tabla 5: Resultados del test de Pesaran CD

| Variable dependiente | Sin controles | Con controles |
|----------------------|-----------------------|-----------------------|
| <i>SII</i> | 29.269*** (0,000) | 35.144*** (0,000) |
| <i>VRCA</i> | 96.633*** (0,000) | 70.881*** (0,000) |
| <i>ST</i> | 139.899*** (0,000) | 132.726*** (0,000) |

Notas: Los p-valores se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de SCImago y Banco Mundial.

Bajo la presencia de dependencia *cross-section* o transversal dentro del panel los tests de raíces unitarias convencionales, denominados de primera generación (tales como el Levin-Lin-Chu, Im-Pesaran-Shin o Hadri Lagrange Multiplier), no pueden ser utilizados dado que en sus supuestos se asume la no existencia de dependencia de corte transversal. Por lo tanto, para el análisis de estacionariedad de las series se aplica el test de CIPS (*cross-sectional augmented IPS*), propuesto por Pesaran (2006) que es robusto a la existencia de dependencia *cross-section* o transversal. Este test de raíces unitarias se construye sobre la base del enfoque del test aumentado de Dickey-Fuller (test ADF) y considera:

$$\Delta x_{it} = \alpha_i + \beta_i x_{it-1} + \rho_i T + \sum_{j=1}^n \theta_{ij} \Delta x_{it-j} + \varepsilon_{it}$$

donde x_{it} es la variable bajo análisis, que en este caso son cada una de las tres variables de diversificación y el logaritmo del PIB per cápita, ε_{it} es el término de error, Δ es el operador de diferencias, y α y T son los interceptos individuales y temporales respectivamente. La cantidad óptima de rezagos a incluir fue la determinada por el criterio de información de Schawrtz, también conocido como BIC. Los resultados se mantienen si se consideran los rezagos óptimos de acuerdo a los criterios de Akaike y Hannan-Quinn. El test CIPS testea la hipótesis nula de que todas las unidades del panel no son estacionarios versus la hipótesis alternativa de que al menos uno de los países es estacionario, esto es:

$$H_0 : \beta_i = 0$$

$$H_1 : \begin{cases} \beta_i < 0 & \text{para } i = 1, 2, \dots, N_1 \\ \beta_i = 0 & \text{para } i = N_1 + 1, N_1 + 2, \dots, N \end{cases}$$

La Tabla 6 muestra los resultados de los tests *cross-sectional augmented IPS* o CIPS de raíces unitarias. La evidencia sugiere que al 1% de significación, se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria para las tres variables de diversificación científica en niveles, mientras que para el PIB per cápita se rechaza la hipótesis nula para la variable en primeras diferencias. Esto quiere decir que las variables *SII*, *VRCA* y *ST* son integradas de orden 0, y por tanto estacionarias en niveles, mientras que la variable de PIB per cápita es integrada de orden 1 y estacionaria en primeras diferencias.

Tabla 6: Resultados de los tests CIPS de raíces unitarias

| Variable | En niveles | En primeras diferencias |
|------------------------------|-------------------|--------------------------------|
| <i>SII</i> | -2.876*** | |
| <i>VRCA</i> | -2.970*** | |
| <i>ST</i> | -2.733*** | |
| Logaritmo del PIB per cápita | -2.413 | -2.844*** |

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

Colocando las variables en su versión estacionaria es posible estimar la versión del test de causalidad de Granger propuesta por Dumitrescu y Hurlin (2012) para datos de panel. Los resultados para el total de los países se muestran en la Tabla 7, donde se presenta el estadístico Z-bar y el p-valor asociado. Estos p-valores son computados siguiendo un procedimiento de *bootstrap* tal y como es sugerido por Dumitrescu y Hurlin (2012), dado que este método permite alcanzar mejores resultados en presencia de dependencia transversal dentro del panel.

Tabla 7: Resultados de los tests de Dumitrescu y Hurlin

| | Toda la muestra | | |
|-----------|--------------------|----------------------|--------------------|
| | <i>SII</i> | <i>VRCA</i> | <i>ST</i> |
| DIV → PIB | 1.640 (0.3500) | 4.974*** (0.0140) | -1.131 (0.6300) |
| PIB → DIV | 2.775* (0.0640) | 4.770*** (0.0140) | 3.105 (0.1120) |
| DIV ↔ PIB | X | √ | X |

Notas: Se realizan 500 repeticiones de *bootstrap*. Los p-valores se muestran entre paréntesis. DIV significa diversificación.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Los resultados de las estimaciones de causalidad de Granger muestran distintas relaciones según la medida de diversificación científica que se considere. La diversificación medida a través del *Specialization Intesity Index* o *SII* presenta una relación unidireccional con el PIB per cápita de los países, y el sentido de esta relación es desde el producto hacia la diversificación, mientras que se encuentra que la diversificación no causa en el sentido de Granger al producto de los países. Por tanto, es posible afirmar al 90% de confianza que el PIB per cápita permite predecir a la diversificación científica medida a través del *SII*, indicador que hace referencia a la variedad del conocimiento que presentan los países.

Al medir la diversificación científica a través del indicador de la varianza del *RCA* o indicador *VRCA*, medida que atiende al balance en la estructura del conocimiento de los países si se sigue la nomenclatura propuesta por Stirling (1998), se encuentran resultados diferentes a los antes expuestos para el indicador *SII* que atiende a la variedad del conocimiento. En este caso, se encuentra una relación de causalidad bidireccional en el sentido de Granger entre el PIB per cápita de algunos países y la diversificación científica, lo que se puede afirmar al 99% de confianza en ambas direcciones.

En cambio, el indicador *ST* que incluye dentro de su fórmula a la correlación entre las áreas de la ciencia y por tanto de acuerdo con la nomenclatura de Stirling (1998) incluye en su valor a la disparidad entre disciplinas en la estructura del conocimiento de los países, no presenta una relación de causalidad en el sentido de Granger con el PIB per cápita. Los resultados indican que la diversificación medida a través del indicador *ST* no contribuye a predecir el producto de los países ni viceversa, para ninguno de los países del panel.

Resultan interesantes las diferencias en términos del sentido de la relación entre el PIB per cápita y la diversificación científica de acuerdo a como esta última variable es medida. Si se consideran distintas dimensiones del fenómeno en la estimación de los indicadores, es decir, cualquiera de las tres dimensiones planteadas por Stirling (1998), entonces los resultados difieren. Como fuera mostrado en los estadísticos descriptivos de los indicadores presentados en la subsección anterior, el indicador *ST* que considera a la similaridad o disparidad entre las distintas áreas en el cálculo de la diversificación, presenta valores muy disímiles a los encontrados en los restantes dos indicadores que refieren a variedad y el balance en la estructura del conocimiento nacional. Incorporar esta característica de la disparidad resulta en que no se encuentra una relación entre el producto y la diversificación de los países. Sin embargo, este no es el caso del indicador *VRCA* que refiere al balance del conocimiento, para el que se encuentra una relación bidireccional, o el caso del *SII* que refiere a la variedad del conocimiento, para el que se encuentra que el producto tiene un impacto causal en el sentido de Granger en la diversificación científica.

Además de los resultados para toda la muestra, se divide a los países en tres grupos de acuerdo con su nivel de ingreso y se vuelven a estimar los tests de Dumitrescu y Hurlin para las submuestras generadas. Se considera la recategorización de la clasificación propuesta por el Banco Mundial en tres grupos de países, los de ingreso alto (IA), ingreso medio (IM) – que agrupa a los países de ingreso medio-alto y medio-bajo –, y a los de ingreso bajo (IB), con el fin de obtener una mayor cantidad de observaciones en cada grupo.

Tabla 8: Resultados de los tests de Dumitrescu y Hurlin según nivel de ingreso de los países

| | <i>SII</i> | | | <i>VRCA</i> | | |
|-----------|-------------------|--------------------|--------------------|----------------------|----------------------|--------------------|
| | IA | IM | IB | IA | IM | IB |
| DIV → PIB | 1.530 (0.3440) | 0.913 (0.4700) | -0.485 (0.6060) | 4.272*** (0.0080) | 2.575 (0.1160) | 1.051 (0.1500) |
| PIB → DIV | 1.368 (0.2700) | 2.355* (0.0760) | 1.239 (0.1580) | 0.829 (0.4900) | 6.092*** (0.0080) | 1.715* (0.0840) |
| PIB ↔ GDP | X | X | X | X | X | X |

| | <i>ST</i> | | |
|-----------|--------------------|-------------------|-------------------|
| | IA | IM | IB |
| DIV → PIB | -2.254 (0.3120) | 0.614 (0.6880) | 0.412 (0.6620) |
| PIB → DIV | 3.889* (0.0800) | 0.066 (0.9500) | 1.089 (0.1980) |
| PIB ↔ GDP | X | X | X |

Notas: Se realizan 500 repeticiones de *bootstrap*. Los p-valores se muestran entre paréntesis.
 *** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

La medida *SII*, que presenta una relación unidireccional desde el PIB hacia la diversificación cuando se estima el test para todos los países en conjunto, también la presenta esta relación al 90% de confianza en el caso de los países de ingreso medio. Esto no sucede para el caso de los países de ingreso alto o de ingreso bajo, para los que no se encuentra causalidad de Granger en ninguna de las dos direcciones posibles cuando se considera esta medida referida a la variedad de la estructura del conocimiento. Una causalidad en el mismo sentido se encuentra para la medida *ST* que considera a la disparidad entre las áreas científicas, pero para los países de alto ingreso, también al 10% de significación.

Por su parte, el indicador *VRCA* que refiere al balance de la estructura del conocimiento, presenta relaciones de causalidad de Granger en distintos sentidos según el nivel de ingreso de los países. Particularmente, para aquellos países de alto ingreso se encuentra que la diversificación científica ayuda a predecir el PIB per cápita de los países al 1% de significación, presentando sólo esta relación unidireccional. Para los países de ingreso medio y bajo, la relación también es unidireccional, pero en este caso se encuentra causalidad de Granger desde el PIB per cápita hacia la diversificación científica al 1% y 10% de significación respectivamente. Esta es la única relación de causalidad encontrada para los países de bajos ingresos, mientras que en el caso de los países de ingresos medios la misma relación se encuentra al medir la diversificación a través del indicador *SII*.

En la lectura horizontal de la tabla, se puede observar que el test de causalidad de diversificación hacia el PIB es rechazado en 8 de las 9 alternativas presentadas, donde sólo resulta significativo en el caso del indicador *VRCA* para los países de alto ingreso. En cambio, cuando se analiza la relación desde el PIB hacia la diversificación hay resultados estadísticamente significativos en 4 de las 9 hipótesis alternativas y se encuentra que en todos los indicadores existe alguna relación significativa para al menos un grupo de países. En resumen, tanto el indicador *SII* como el *VRCA* encuentran una relación para los países de ingreso medio, con una significación al 5% y 1% respectivamente, a la vez que el indicador *VRCA* también encuentra una relación para los países de bajo ingreso al 90% de confianza. Por último, el indicador *ST* encuentra una relación significativa al 10% de significación desde el producto hacia la diversificación para los países de alto ingreso. En ninguno de los casos se encuentra una relación bidireccional entre las variables consideradas. Esta evidencia parece sugerir que en caso de existir alguna relación de causalidad la misma es desde el PIB a la diversificación y no desde la diversificación al producto.

Seguidamente se presentan las estimaciones de relación de causalidad de Granger entre diversificación científica y producto dividiendo la muestra por zonas geográficas. Al igual que se presentó en la subsección de Análisis descriptivo, la división entre estas zonas es tomada del Banco Mundial y se divide a los países en siete regiones geográficas.

Tabla 9: Resultados de los tests de Dumitrescu y Hurlin según zona geográfica

| | <i>SII</i> → GDP | GDP → <i>SII</i> | <i>VRCA</i> → GDP | GDP → <i>VRCA</i> | <i>ST</i> → GDP | GDP → <i>ST</i> |
|----------------------------------|---------------------|---------------------|----------------------|----------------------|--------------------|----------------------|
| Asia del Este y el Pacífico | 2.959* (0.0760) | -0.523 (0.6280) | 3.444* (0.0760) | 3.317* (0.0520) | 0.787 (0.6060) | -0.644 (0.6440) |
| Europa y Asia Central | -0.209 (0.9000) | 0.935 (0.4840) | 3.075* (0.0560) | 4.193** (0.0260) | -2.297 (0.2520) | 2.374 (0.2280) |
| América Latina y el Caribe | -0.146 (0.9040) | 0.333 (0.7540) | 0.279 (0.7800) | 0.352 (0.7180) | -1.055 (0.3620) | -0.913 (0.3940) |
| Medio Oriente y África del Norte | 4.776** (0.0140) | 1.380 (0.1720) | 3.405** (0.0220) | 0.016 (0.9820) | 1.211 (0.2980) | 3.605*** (0.0020) |
| América del Norte | 3.113** (0.0300) | -0.101 (0.9040) | -0.634 (0.3380) | -0.260 (0.7680) | -0.624 (0.3360) | 1.116 (0.1000) |
| Asia del Sur | 1.286 (0.1560) | 0.664 (0.4980) | 0.188 (0.8900) | -0.076 (0.9380) | 0.715 (0.4500) | 0.800 (0.3400) |
| África Sub-Sahariana | -0.619 (0.5200) | 2.139* (0.0780) | 0.468 (0.5960) | 2.603** (0.0440) | 0.783 (0.4820) | 1.539 (0.1540) |

Notas: Se realizan 500 repeticiones de *bootstrap*. Los p-valores se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Los resultados de las estimaciones realizadas indican que para los países de América Latina y el Caribe y de Asia del Sur no existe ninguna relación de causalidad en el sentido de Granger entre la diversificación científica y el PIB, en ninguno de los indicadores considerados. África Sub-Sahariana presenta una relación de causalidad desde el PIB hacia la diversificación científica cuando se mide a ésta a través del indicador *SII* o el *VRCA*. El caso inverso sucede para América del Norte donde sólo se encuentra una relación en el sentido contrario entre las variables consideradas – desde diversificación a PIB – cuando se observa al indicador *SII*.

Para los países de dos zonas geográficas se encuentra una relación bidireccional entre la diversificación medida con el indicador que considera al balance de la estructura del conocimiento (*VRCA*) y el PIB per cápita, las que son Europa y Asia Central y Asia del Este y el Pacífico. Para esta última área también se encuentra una relación desde el indicador *SII* al PIB per cápita. Finalmente, al observar los países de Medio Oriente y África del Norte se encuentra una relación desde la diversificación al producto cuando se considera al indicador *SII* o al *VRCA*, mientras que al observar el indicador *ST* se encuentra una relación en el sentido contrario.

Si se analiza por indicador, se encuentra que el *SII* presenta una relación en el sentido de la diversificación al PIB para tres zonas geográficas, siendo estas Asia del Este y el Pacífico, Medio Oriente y África del Norte, y América del Norte, pero no encuentra relación en Europa y Asia Central, América Latina y el Caribe, Asia del Sur y África Sub-Sahariana. Desde el PIB a la diversificación sólo se encuentra una relación significativa para África Sub-Sahariana al 10% de significación.

Al observar los resultados del *VRCA*, se encuentran que existe una relación bidireccional entre las variables consideradas tanto para Asia del Este y el Pacífico como para Europa y Asia Central, a la vez que Medio Oriente y África del Norte y África Sub-Sahariana presentan relaciones de causalidad significativas desde la diversificación al PIB per cápita y de esta variable hacia la diversificación respectivamente. Por último, el indicador *ST* no presenta para ninguna de las regiones una relación de causalidad significativa entre diversificación y producto per cápita, mientras que de producto a diversificación se encuentra una fuerte relación solo en el caso de Medio Oriente y África del Norte.

Análisis de robustez

Como fuera expuesto anteriormente en la subsección de Datos, en el presente trabajo se utiliza una clasificación de las disciplinas científicas en 307 categorías, las que se pueden agregar en cinco grandes áreas. Estas grandes áreas son ciencias sociales, ciencias de la salud, ciencias de la vida, ciencias físicas y multidisciplinarias. En el análisis de robustez presentado en esta sección se trabajará con la clasificación de las disciplinas más desagregada, pero se considera a la clasificación en cinco grandes áreas para modificar la base de datos.

Dada la revisión de literatura realizada y el marco teórico descrito, se podría argumentar la existencia de una relación más estrecha entre el PIB per cápita de los países y la diversificación en las ciencias comúnmente llamadas “ciencias duras”, por el aporte que estas realizan al progreso tecnológico que se relaciona con el producto. En esta sección se presentan los resultados de las estimaciones de causalidad de Granger eliminando de la base a las publicaciones en las disciplinas científicas que se clasifican dentro de las áreas de ciencias sociales y multidisciplinarias. Por tanto, para la estimación de los siguientes resultados se trabaja sobre una base que incluye únicamente a las áreas de ciencias de la salud, ciencias de la vida y ciencias físicas. Los resultados se muestran en la Tabla 10.

Tabla 10: Resultados de los tests de Dumitrescu y Hurlin sin considerar las grandes áreas de ciencias sociales y multidisciplinarias

| | <i>SII</i> | <i>VRCA</i> | <i>ST</i> |
|-----------|--------------------|----------------------|--------------------|
| DIV → PIB | 2.305 (0.2800) | 3.659* (0.0600) | -0.550 (0.8140) |
| PIB → DIV | 3.226* (0.0640) | 3.201*** (0.0000) | 0.706 (0.7120) |
| DIV ↔ PIB | X | √ | X |

Notas: Se realizan 500 repeticiones de *bootstrap*. Los p-valores se muestran entre paréntesis.
 *** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Las estimaciones indican que, si se elimina a las grandes áreas de ciencias sociales y multidisciplinarias de la base, los resultados encontrados para el total de la muestra se mantienen, lo que muestra cualitativamente la misma imagen que la presentada previamente. Esto es, cuando se mide a la diversificación a través del indicador *VRCA*, que refiere al balance del conocimiento, se encuentra una relación desde la diversificación al PIB per cápita al 10% de significación, así como también en el sentido contrario al 1% de significación. El indicador *SII*, que se relaciona con la variedad del conocimiento, también indica nuevamente una relación para algunos países desde el PIB per cápita hacia la diversificación al 10% de significación. Finalmente, al medir la diversificación a través del *ST*, que considera la similaridad entre áreas, se concluye que no existe una relación de causalidad de Granger en ninguno de los dos sentidos.

En el Anexo 2 se presentan los resultados de las estimaciones de robustez sobre esta base de datos que incluye únicamente a las publicaciones que se encuentran incluidas en las ciencias físicas, ciencias de la salud y ciencias de la vida, dividiendo a la muestra de países de acuerdo a su nivel de ingreso y a la zona geográfica a la que pertenecen, utilizando las mismas clasificaciones presentadas previamente. Se destaca que si bien algunas significaciones estadísticas en los resultados de los tests cambian, nuevamente las conclusiones generales que se extraen de las estimaciones son las mismas a las presentadas para el total de la muestra.

En particular, cabe resaltar la pérdida de significación estadística de la causalidad de Granger desde producto per cápita hacia diversificación científica en el caso del indicador *ST* para países de alto ingreso, resultando en que no existe relación de causalidad para ninguno de los grupos de países clasificados por ingresos, cualquiera sea el sentido, cuando se utiliza esta medida. En cambio, se encuentra una relación de causalidad para los países de alto ingreso en la dirección de producto a

diversificación al analizar el indicador *VRCA*, el cual para este grupo de países sólo presentaba causalidad de diversificación a PIB per cápita, la que ahora se vuelve bidireccional.

En los resultados por zonas geográficas, se mantienen todos los resultados expresados excepto en dos casos para el indicador *VRCA*. Al considerar esta nueva base, pierden significación estadística tanto la relación de causalidad de Granger desde diversificación a producto per cápita para la zona de Europa y Asia central así como también la relación desde PIB a diversificación para el área de Asia del Este y el Pacífico.

Conclusiones

El concepto de diversificación científica continúa siendo debatido en la escasa pero creciente literatura económica que atiende al tema. Diversos trabajos en el campo de la bibliometría han creado o replicado indicadores para medir qué tan diversificada se encuentra la base de conocimiento de los países. Utilizando como insumo esta literatura, en el presente trabajo se plantean tres indicadores que refieren a distintas dimensiones de la estructura científica de los países. Considerando la nomenclatura propuesta por Stirling (1998), se calcula el indicador llamado *SII* que se relaciona con la variedad de la estructura del conocimiento, el indicador *VRCA* que refiere al balance, y el indicador denominado *ST* que refiere a la disparidad.

Las tres medidas planteadas son conceptualmente distintas entre sí. El indicador *ST* incluye en su fórmula, además de la proporción que representa cada disciplina en la estructura del conocimiento nacional, a la correlación entre las distintas áreas de la ciencia, considerando así a la similaridad entre disciplinas dentro del valor de la diversificación científica de los países. Por su parte, el indicador *SII* parte del porcentaje de distribución de la cantidad de documentos en las disciplinas y se relaciona con la cantidad de áreas en la que el país publica, mientras que el indicador *VRCA* atiende al balance en el patrón de distribución de las distintas disciplinas en la estructura de conocimiento nacional.

Los indicadores *SII* y *VRCA*, muestran una correlación significativa con el PIB per cápita de los países y una fuerte correlación positiva entre ellos, así como también tendencias similares en el tiempo. La estimación de estas medidas permite concluir que en el período comprendido entre 1996 y 2019 el mundo en promedio ha experimentado un incremento en la diversificación de la estructura científica que presentan los países. El indicador *ST*, por el contrario, lleva a una conclusión diferente. Este indicador sugiere que la diversificación del mundo en promedio ha tendido a mantenerse estable e incluso a decrecer levemente para el período de análisis. En definitiva, los indicadores referidos a la variedad y el balance de la estructura científica de los países indican una tendencia hacia la diversificación en los últimos 20 años, mientras que al incorporar en el análisis a la similaridad entre disciplinas de la ciencia la tendencia de la diversificación no presenta el mismo crecimiento y se muestra relativamente estable.

En lo que refiere a la segunda hipótesis planteada, los resultados encontrados nuevamente varían dependiendo del indicador bajo análisis. En términos generales, las estimaciones realizadas tienden a rechazar la existencia de una relación de causalidad de Granger desde la diversificación científica hacia el producto per cápita, mientras que se podría argumentar mayor evidencia en el

sentido contrario. Previo a la discusión de los resultados, cabe recordar que la existencia de una relación de causalidad en el sentido de Granger no es una relación de causalidad propiamente dicha, sino que se basa en la predictibilidad de las variables. No obstante, es razonable que la existencia de causalidad de Granger sea condición necesaria para la existencia de una relación de causalidad propiamente dicha.

El indicador *VRCA*, referido al balance en la estructura del conocimiento, es el que se muestra más relacionado con el PIB per cápita. Considerando al total de los países, esta medida funciona adecuadamente tanto como predictor del producto como precedido por él, lo que establece direccionalidad en ambos sentidos en las estimaciones de causalidad de Granger. Considerando la heterogeneidad de los países, este resultado se presenta diferente cuando se considera al nivel de ingreso de los países, evidenciando únicamente causalidad en el sentido de diversificación a PIB per cápita para los países de alto ingreso mientras que para los países de ingreso medio y bajo se encuentra una relación desde el PIB hacia la diversificación. Analizando por zonas geográficas, el resultado de relación bidireccional se verifica para Asia del Este y el Pacífico y para Europa y Asia Central.

Por su parte, el indicador *SII*, que atiende a la dimensión de variedad, sólo muestra una relación unidireccional en el sentido de Granger desde producto per cápita hacia la diversificación a un nivel de significatividad estadística marginal del 90% de confianza, mientras que el indicador *ST* relacionado con la disparidad falla en mostrar una relación de causalidad de Granger en cualquiera de los sentidos. En la desagregación por niveles de ingreso entre los países, se encuentra que el *SII* muestra esta relación desde el PIB per cápita hacia la diversificación científica únicamente para los países de ingreso medio, y lo mismo sucede con el indicador *ST* para los países de alto ingreso.

En resumen, el indicador llamado *VRCA* parece ser el más alineado con lo que expresa la teoría, tanto en términos de la tendencia exhibida por la diversificación a lo largo del tiempo como también en términos de la relación de causalidad de Granger que esta medida prueba tener con el producto de los países. El indicador *SII* presenta en su tendencia la evolución esperada de acuerdo a la revisión de literatura y se ajusta parcialmente con la teoría en cuanto a la relación presente entre la diversificación y el PIB per cápita, que se muestra unidireccional. El indicador *ST* es el que se muestra menos en línea con la teoría y se podría decir que se comporta de forma contraintuitiva, evidenciando una tendencia levemente decreciente en la diversificación científica a la vez que no presenta relación de causalidad entre esta variable y el PIB per cápita en ninguno de los dos sentidos posibles.

Potencialmente esta falta de adecuación con la teoría presentada de los resultados basados en el indicador *ST* provengan de la fórmula que se sigue para la estimación de esta medida. Este

indicador de diversificación, al considerar la similaridad entre las disciplinas científicas desarrolladas por cada país, muestra una diversificación baja para países que presentan una alta diversificación de acuerdo a las otras medidas pero que publican en áreas similares entre sí. El caso inverso también es cierto, donde países que publican en pocas áreas de la ciencia y que aparecerían como más especializados de acuerdo a los indicadores *SII* y *VRCA*, si no logran enfocar sus esfuerzos y publican en disciplinas científicas muy distintas entre sí aparecerían como más diversificados de acuerdo con el indicador *ST*. En resumen, los indicadores presentados refieren a distintas dimensiones de la estructura del conocimiento de los países y por tanto muestran distintos resultados en el análisis de la diversificación científica de los países.

Para finalizar, este trabajo abre al menos dos líneas de investigación futuras. Una primera línea refiere a la relación presente entre la diversificación científica y el crecimiento económico que presentan los países. En el desarrollo del presente trabajo se opta por la estimación de la relación entre diversificación y producto per cápita de los países, pretendiendo explorar dentro de la relación que presentan ambas variables, sin embargo, potencialmente el nuevo conocimiento aplicado a las innovaciones podría acelerar el crecimiento de los países. Otra línea de investigación que se abre consiste en ahondar en las diferencias específicas que presentan los distintos indicadores de diversificación científica propuestos, dado que la medición de la diversificación científica continúa siendo un tema de debate en la literatura bibliométrica. Como fuera mencionado repetidas veces, este trabajo ahonda sobre un tema relativamente inexplorado sobre el cual pueden surgir innovadores trabajos que enriquezcan la literatura bibliométrica y continúen arrojando luz sobre las variables y mecanismos discutidos en el presente trabajo.

Referencias Bibliográficas

- Adams, J. D. (1990). *Fundamental Stocks of Knowledge and Productivity Growth*. Journal of Political Economy, Vol. 98, No. 4, pp. 673-702.
- Aghion, P. & Howitt, P. (1992). *A model of growth through creative destruction*. Econometrica, Vol. 60, No. 2, 313-351.
- Albuquerque, E. M. (2001). *Scientific Infrastructure and Catching-Up Process: Notes about a Relationship Illustrated by Science and Technology Statistics*. Revista Brasileira de Economia, Vol. 55, No. 4.
- Albuquerque, E. M. (2004). *Science and technology systems in less developed countries*. In H. F. Moed, W. Glanzel, & U. Schmoch (Eds.), *Handbook of quantitative science and technology research* (pp. 759– 778). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Bakirtas, T. & Akpolat, A. G. (2018). *The Relationship between Energy Consumption, Urbanization, and Economic Growth in New Emerging-Market Countries*. Energy, Vol. 147 (C), pp. 110-121.
- Balassa, B. (1965). *Trade liberalization and 'revealed' comparative advantage*. The Manchester School of Economics and Social Studies, 32(2), 99-123.
- Barro, R. & Lee, J. (2013). *A New Data Set of Educational Attainment in the World, 1950-2010*. Journal of Development Economics, vol. 104, pp. 184-198.
- Castellacci, F. (2007). *Evolutionary and New Growth Theories. Are They Converging?*. Journal of Economic Surveys, Vol 21., No. 3.
- Castellacci, F. & Natera, J. M. (2012). *The dynamics of national innovation systems: A panel cointegration analysis of the coevolution between innovative capability and absorptive capacity*. Research Policy 42, pp. 579-594.
- Chuang, Y., Ling-Chu, L., Wen-Chi, H., & Pin-Hua, L. (2010). *Forging into the innovation lead – A comparative analysis of scientific capacity*. International Journal of Innovation Management, Vol. 14, No. 3, pp. 511-529.
- Cimini, G., Gabrielli, A., & Sylos Labini, F. (2014). *The Scientific Competitiveness of Nations*. PLoS ONE 9(12): e113470.

- Confraria, H. & Godinho, M. M. (2014). *The impact of African science: a bibliometric analysis*. *Scientometrics*, 102: 1241-1268.
- Confraria, H. & Vargas, F. (2017). *Scientific systems in Latin America: performance, networks, and collaborations with industry*. *The Journal of Technology Transfer* 44, pp. 847-915.
- Dosi, G. (1982). *Technological paradigms and technological trajectories*. *Research Policy* 11 (1982) 147-162.
- Dranev, Y., Kotsemir, M., & Syomin, B. (2018). *Diversity of research publications: relation to agricultural productivity and possible implications for STI policy*. *Scientometrics*, 116: 1565-1587.
- Dumitrescu, E.-I. & Hurlin, C. (2012). *Testing for Granger non-causality in heterogeneous panels*. *Economic Modelling* 29, pp. 1450–1460.
- Eichler, M. (2013). *Causal inference with multiple time series: principles and problems*. *Philosophical Transactions of The Royal Society, A* 371: 20110613.
- Fagerberg, J., Srholec, M., & Knell, M. (2007). *The Competitiveness of Nations: Why Some Countries Prosper While Others Fall Behind*. *World Development* Vol. 35, No. 10, pp. 1595-1620.
- Fernández Sastre, J. (2015). *Economía neo-schumpeteriana, innovación y política tecnológica*. *Cuadernos de Economía*, 38(107), 79-89.
- Fleming, L. & Sorenson, O. (2004). *Science as a map in technological search*. *Strategic Management Journal*, Vol. 25, Issue 8-9.
- Gandelman, N., Parcero, O. J., Pereira, M., & Roldán, F. (2022 a). *Ventajas comparativas reveladas en disciplinas científicas y tecnológicas en Uruguay*. *Revista Española de Documentación Científica*, próxima publicación.
- Gandelman, N., Parcero, O. J., & Roldán, F. (2022 b). *Opportunities to Upgrade the Scientific Disciplines Space*. *Revista de Análisis Económico*, próxima publicación.
- Granger, C. W. J. (1969). *Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods*. *Econometrica* 37: 424–438.
- Granger, C. W. J. (1980). *Testing for causality. A personal viewpoint*. *Journal of Economic Dynamic and Control*, 2 (4), 329-352.

- Granger, C.W. J. (2003). *Some aspects of causal relationships*. Journal of Econometrics 112, 69–71.
- Harzing, A. & Giroud, A. (2014). *The competitive advantage of nations: an application to academia*. Journal of Informetrics, 8(1), pp. 29-42.
- Heimeriks, G., Li, D., Lamers, W., Meijer, I., & Yegros, A. (2019). *Scientific knowledge production in European regions: patterns of growth, diversity and complexity*. European Planning Studies, Vol. 27, Issue 11.
- Herron, P., Mehta, A., Cao, C., & Lenoir, T. (2016). *Research diversification and impact: the case of national nanoscience development*. Scientometrics, 109: 629-659.
- Hollanders, H. & Soete, L. (2010). *The growing role of knowledge in the global economy*. UNESCO Science Report.
- Hoover, K. (2008). *Causality in economics and econometrics*. In S. Durlauf and L. Blume (eds.), *The New Palgrave Dictionary of Economics*. Palgrave Macmillan.
- Kar, M., Nazlıoğlu, Ş., & Ağır, H. (2011). *Financial development and economic growth nexus in the MENA countries: Bootstrap panel granger causality analysis*. Economic Modelling 28: 685-693.
- Jaffe, K., Caicedo, M., Manzanares, M., Gil, M., Rios, A., Florez, A., Montoreano, C., & Davila, V. (2013). *Productivity in Physical and Chemical Science Predicts the Future Economic Growth of Developing Countries Better than Other Popular Indices*. PLoS ONE 8(6): e66239.
- Lattimore, R., & Revesz, J. (1996). *Australian science-performance from published papers*. Bureau of Industry Economics Report.
- Laursen, K. (2000). *Do export and technological specialisation patterns co-evolve in terms of convergence or divergence? Evidence from 19 OECD countries, 1971-1991*. Journal of Evolutionary Economics 10: 415-436.
- Li, N. (2017). *Evolutionary patterns of national disciplinary profiles in research: 1996-2015*. Scientometrics 111: 493-520.
- Lopez, L. & Weber, S. (2017). *Testing for Granger causality in panel data*. The Stata Journal, 17, No. 4, pp. 972-984.

- Maziarz, M. (2015). *A review of the Granger-causality fallacy*. The Journal of Philosophical Economics: Reflections on Economics and Social Issues, Vol. VIII: 2.
- Nelson, R. R. (2012). *Why Schumpeter has had so little influence on today's main line economics, and why this may be changing*. Journal of Evolutionary Economics, 22(5), 901-916.
- Pavitt, K. (1998). *The social shaping of the national science base*. Research Policy 27: 793-805.
- Pesaran, M. H. (2004). *General diagnostic tests for cross section dependence in panels*. University of Cambridge, Faculty of Economics, Cambridge Working Papers in Economics No. 0435.
- Pesaran, M.H. (2006). *A simple Panel Unit Root test in the presence of Cross-section Dependence*. Cambridge Working Papers in Economics, 0346.
- Pianta, M. & Archibugi, D. (1991). *Specialization and size of scientific activities: a bibliometric analysis of advanced countries*. Scientometrics, Vol. 22, No. 3, 341-358.
- Radosevic, S. & Yoruk, E. (2014). *Are there global shifts in the world science base? Analysing the catching up and falling behind of world regions*. Scientometrics 101: 1897- 1924.
- Romer, P. M. (1990). *Endogenous Technological Change*. Journal of Political Economy, Vol. 98, No. 5, Part 2, pp. S71-S102.
- Schulz, P. & Manganote, E. (2012). *Revisiting country research profiles: learning about the scientific cultures*. Scientometrics 93: 517-531.
- Schumpeter, J. A. (1942). *Capitalism, Socialism and Democracy*. New York: Harper and Brothers.
- Scopus (2020). *Scopus Content Coverage Guide*. Elsevier.
- Soete, L. & ter Weel, B. (1999). *Schumpeter and the Knowledge-Based Economy: On Technology and Competition Policy*. Maastricht: MERIT, Maastricht Economic Research Institute on Innovation and Technology, Research Memoranda.
- Sorenson, O. & Fleming, L. (2004). *Science and the diffusion of knowledge*. Research Policy 33 (2004), 1615-1634.
- Stirling, A. (1998). *On the Economics and Analysis of Diversity*. Electronic Working Papers Series, Paper No. 28, Science Policy Research Unit, University of Sussex.

- Stirling, A. (2007). *A general framework for analysing diversity in science, technology and society*. Journal of the Royal Society, Interface, 4(15), 707–719.
- Tavassoli, S. & Carbonara, N. (2014). *The role of knowledge variety and intensity for regional innovation*. Small Business Economics, Vol. 43, No. 2, pp. 493-509.
- Yang, L. Y., Yue, T., Ding, J. L., & Han, T. (2012). *A comparison of disciplinary structure in science between the G7 and the BRIC countries by bibliometric methods*. Scientometrics, 93: 497-516.
- Zhou, P., Zhong, Y., & Yu, M. (2013). *A bibliometric investigation on China–Uk collaboration in food and agriculture*. Scientometrics, 97: 267–285.

Anexos

Anexo 1

En este Anexo se presentan los resultados de las estimaciones de los modelos de efectos fijos que se toman como base para los tests de dependencia transversal dentro del panel.

Tabla A.1: Resultados de modelos de efectos fijos para aplicar los tests de Pesaran CD

| | <i>SII</i> | | <i>VRCA</i> | | <i>ST</i> | |
|------------------------------|----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|
| Log PIB per cápita | -1.518*** (0.079) | -1.144*** (0.0633) | -19.153*** (2.918) | -8.975*** (0.935) | -0.219*** (0.007) | -0.138*** (0.006) |
| Log población | | -1.948*** (0.116) | | -10.876*** (1.715) | | -0.359*** (0.012) |
| Cantidad investigadores (-1) | | 0.084*** (0.017) | | 0.654** (0.256) | | -0.014*** (0.002) |
| Constante | 15.875*** (0.776) | 44.313*** (1.869) | 192.382*** (28.629) | 270.60*** (9.811) | 2.598*** (0.072) | 7.776*** (0.199) |
| Observaciones | 1.968 | 1886 | 1.986 | 1886 | 1.968 | 1886 |
| R-cuadrado | 0.664 | 0.801 | 0.115 | 0.331 | 0.623 | 0.765 |

Notas: Los errores estándar se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Anexo 2

En el presente Anexo se muestran los resultados de las estimaciones del test de Dumitrescu y Hurlin (2012) para la base de datos que elimina a las publicaciones incluidas en las disciplinas que se clasifican dentro de las áreas de ciencias sociales y multidisciplinarias, dividiendo la muestra de países de acuerdo a su nivel de ingreso y zona geográfica a la que pertenecen.

Tabla A.2: Resultados de los tests de Dumitrescu y Hurlin según nivel de ingreso de los países sin considerar las grandes áreas de ciencias sociales y multidisciplinarias

| | <i>SII</i> | | | <i>VRCA</i> | | |
|-----------|-------------------|---------------------|--------------------|---------------------|---------------------|--------------------|
| | IA | IM | IB | IA | IM | IB |
| DIV → PIB | 1.794 (0.2900) | 1.617 (0.2740) | -0.512 (0.5780) | 2.191* (0.094) | 2.522 (0.1260) | 1.480 (0.1000) |
| PIB → DIV | 0.784 (0.5460) | 3.821** (0.0320) | 0.408 (0.6620) | 1.208** (0.0120) | 3.445** (0.0420) | 1.345* (0.0980) |
| PIB ↔ GDP | X | X | X | X | X | X |

| | <i>ST</i> | | |
|-----------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | IA | IM | IB |
| DIV → PIB | -1.287 (0.5520) | 0.7290 (0.6100) | -0.803 (0.3180) |
| PIB → DIV | 0.065 (0.9780) | 0.792 (0.5180) | 1.773 (0.3420) |
| PIB ↔ GDP | X | X | X |

Notas: Se realizan 500 repeticiones de *bootstrap*. Los p-valores se muestran entre paréntesis.
 *** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.

Tabla A.3: Resultados de los tests de Dumitrescu y Hurlin según zona geográfica sin considerar las grandes áreas de ciencias sociales y multidisciplinares

| | <i>SII</i> → GDP | GDP → <i>SII</i> | <i>VRCA</i> → GDP | GDP → <i>VRCA</i> | <i>ST</i> → GDP | GDP → <i>ST</i> |
|----------------------------------|---------------------|---------------------|----------------------|----------------------|---------------------|--------------------|
| Asia del Este y el Pacífico | 3.626** (0.0420) | 1.248 (0.2800) | 4.660* (0.0520) | 0.041 (0.9640) | -0.106 (0.9460) | -0.411 (0.7260) |
| Europa y Asia Central | -1.244 (0.4460) | 1.746 (0.2000) | -0.039 (0.9760) | 1.855*** (0.0040) | -1.0028 (0.6840) | -1.126 (0.6120) |
| América Latina y el Caribe | 0.2814 (0.7860) | 0.782 (0.4680) | 0.466 (0.6900) | 0.482 (0.6460) | 0.422 (0.7600) | 1.829 (0.1120) |
| Medio Oriente y África del Norte | 5.369** (0.0220) | 0.569 (0.5880) | 3.450** (0.0320) | 1.616 (0.1400) | 1.509 (0.1640) | 1.830* (0.0940) |
| América del Norte | 2.491** (0.0460) | 0.255 (0.8420) | -0.615 (0.3660) | -0.240 (0.8180) | -0.557 (0.5040) | -0.352 (0.6980) |
| Asia del Sur | 1.522 (0.1140) | 0.389 (0.6520) | 0.270 (0.7600) | -0.126 (0.9160) | -0.819 (0.3600) | -0.039 (0.9540) |
| África Sub-Sahariana | 0.304 (0.7640) | 1.934* (0.0860) | 1.409 (0.1580) | 1.934* (0.0880) | -1.134 (0.2320) | 1.5574 (0.1180) |

Notas: Se realizan 500 repeticiones de *bootstrap*. Los p-valores se muestran entre paréntesis.

*** Significación al 1%. ** Significación al 5%. * Significación al 10%.