

LA RELACIÓN ENTRE LA INFRAESTRUCTURA DE CONOCIMIENTO CIENTÍFICO Y EL CRECIMIENTO INDUSTRIAL BRASILEÑO

*The Relationship between Scientific Knowledge Infrastructure and Brazilian
Industrial Growth*

Heliana Mary da Silva QUINTINO  iana_quinitno@academico.ufs.br¹

Francisco Sandro Rodrigues HOLANDA  fholanda@academico.ufs.br¹

Fábio Rodrigues de MOURA  fabiro@academico.ufs.br¹

José Ricardo de SANTANA  jrsantana.ufs@gmail.com¹

Luiz Diego Vidal SANTOS  vidal.center@academico.ufs.br¹

Dayanne Santos SILVA  dayanne.s.s@academico.ufs.br¹

¹Universidade Federal de Sergipe

Envío: 2020-09-16

Aceptado: 2021-02-18

First View: 2021-07-21

Publicación: 2021-08-31

RESUMEN: Este trabajo utiliza la metodología de vectores autorregresivos en datos de panel para estimar la relación causal entre los indicadores de la cadena de conocimiento científico y tecnológico y el desempeño industrial brasileño. Los resultados del modelo muestran que algunos de los vínculos implícitos en esta cadena son bastante grandes, aunque no particularmente robustos. Concluimos que Brasil se encuentra en un proceso aún tenue de endogenización del conocimiento en su sistema económico industrial.

Palabras clave. indicadores de conocimiento; causalidad; PVAR; crecimiento endógeno

ABSTRACT: This work uses the methodology of panel vector autoregression to estimate the causal relationship between the indicators of the chain of scientific and technological knowledge and Brazilian industrial performance. The model results show some of the implicit links in this chain are rather large if

not particularly robust. We conclude Brazil is in a still tenuous process of endogenization of knowledge in its industrial economic system.

Keywords: indicators of knowledge; causality; PVAR; endogenous growth

I. INTRODUCCIÓN

En el Brasil posterior a la Segunda Guerra Mundial, la estructura del Estado se convirtió en el centro principal de la financiación de la economía. Se debe prestar especial atención a la importancia del gasto gubernamental en el campo científico y tecnológico, ya que este tipo de contribución en capital humano puede, en el caso de Brasil, definir el rumbo del Sistema Nacional de Innovación y, en consecuencia, el importante aumento de la productividad de la actividad económica nacional y estimular la dinámica del proceso de crecimiento económico.

La Estrategia Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación (SNCTI) representa, a partir de este momento, el esfuerzo gubernamental para fortalecer y consolidar el avance tecnológico en las distintas unidades federativas nacionales a partir del incentivo a la expansión del conocimiento como calificación del capital humano. Desde el punto de vista político, esta estrategia tiene como objetivo la expansión, consolidación e integración de la CT&I (Ciencia, Tecnología e Innovación) y tiene como pilares fundamentales el fomento de la investigación científica y tecnológica básica. Entre los desafíos nacionales está la intención de «posicionar el Brasil entre los países más desarrollados en CT&I, reducir las asimetrías regionales en esta área en términos de producción y acceso, fortaleciendo las bases para la promoción del desarrollo sostenible» (MCTIC, 2017).

Esto conlleva una preocupación por lo que guía la metodología propuesta por la OCDE para la medición de la investigación y el desarrollo experimental, así como la definición de indicadores comparables de innovación¹. Tras reconocer la importancia de las actividades de I+D (investigación y desarrollo) para la innovación, los indicadores de gasto en ciencia y tecnología (en adelante CyT), I+D y actividades científicas y técnicas relacionadas se han convertido en medidas clave del compromiso de una nación con su desarrollo. Dentro de esta perspectiva, «las estadísticas de I+D constituyen un elemento esencial de apreciación en los numerosos programas gubernamentales» (OCDE, 2013).

Resulta que, en Brasil, la reciente baja productividad de estos indicadores (Filho *et al.*, 2014; Viotti y Macedo, 2003), de la productividad total de los factores (PTF) y de la mano de obra empleada en la actividad manufacturera (Cavalcante y De Negri, 2014; Ferreira y Da Silva, 2015; Hsieh *et al.*, 2019; Santos y Spolador, 2018) están debilitando la difusión de este conocimiento y disminuyendo su absorción y alcance sobre la producción de activos de propiedad intelectual y sobre la actividad industrial.

Esta baja productividad refleja la eficiencia de la actividad económica, por lo que «Brasil se ha vuelto cada vez más ineficiente en el uso de sus recursos productivos, limitando el

1. La metodología de medición estadística de los indicadores propuestos tiene como objetivo permitir la comparación internacional de los resultados de la actividad de investigación, desarrollo e innovación entre empresas y países.

avance industrial» (Chahad, 2018). Cavalcanti y De Negri (2014) sostienen que la prioridad en la formulación de políticas públicas para mejorar el desempeño en este sentido es identificar las relaciones causales de estos indicadores.

Teniendo en cuenta lo anterior, la pregunta es: ¿Existe una relación dinámica endógena entre los indicadores de la actual infraestructura de conocimiento científico y tecnológico y el rendimiento económico industrial en Brasil? La hipótesis aquí implícita, basada en la visión schumpeteriana de la endogenización económica del progreso tecnológico en los países periféricos, defiende la existencia de efectos causales dentro del sistema nacional de conocimiento y entre estos indicadores y el crecimiento económico del sector. Los esfuerzos de este estudio buscan estimar la relación causal entre los indicadores de la cadena de conocimiento científico y el crecimiento económico del sector industrial brasileño.

Este desarrollo analítico se basa en Romer (1994), Griliches (1990) y Bloom (2020), asumiendo que el conocimiento (aquí representado por los insumos de investigación-gastos en CyT, profesorado, investigación, actividad inventiva bajo los activos de propiedad intelectual) está implicado, en cierta medida, en la actividad industrial brasileña.

II. ESTRATEGIA NACIONAL DE CIENCIA, TECNOLOGÍA E INNOVACIÓN

Formulado y coordinado por el Ministerio de Ciencia, Tecnología, Innovación y Comunicación (MCTIC), a través del Fondo Nacional de Desarrollo Científico y Tecnológico (FNDCT), con el apoyo de otros organismos del Poder Ejecutivo, Legislativo, entidades de la sociedad civil organizada, además de agencias de desarrollo e Institutos de Investigación (ICT), el ordenamiento de las acciones según la jerarquía institucional del SNCTI brasileño tiene como prioridad la promoción de la investigación científica y tecnológica básica.

La estructura de este sistema forma una cadena de organismos institucionales para promover, en cuatro gradaciones que se subordinan sucesivamente, la gestión, la financiación, la investigación y la producción de la innovación en el país. Este organigrama tiene su origen en la gestión política como poder de decisión para definir las directrices estratégicas del sistema. En el segundo nivel se encuentran las agencias de desarrollo, cuyas competencias incluyen las subvenciones económicas que permitirán las decisiones tomadas a nivel político.

La posterior asignación de estos recursos se produce en las TIC. Esto se designa como el tercer nivel de actores del SNCTI. Son los operadores de CT&I. Es en este nivel donde tiene lugar el proceso de investigación y producción de conocimiento «que fueron objeto de directrices a nivel político y de asignaciones de recursos a nivel de las Agencias de Financiación» (MCTIC, 2017). Surge aquí, con la mayor importancia, el papel desempeñado por las universidades públicas, exclusivamente a través de la preeminencia del desempeño de los profesores en los programas de posgrado, especialmente en relación con la producción académica y la investigación científica. La generación de innovaciones y tecnologías será, en segundo lugar, el esfuerzo humano que supone la investigación científica y tecnológica impulsada por los operadores de las TIC.

El ordenamiento implícito del SNCTI se asemeja a un proceso relativamente lineal de producción de nuevas tecnologías o de innovación, siendo la I+D fuertemente financiada por el poder gubernamental y, en general, el principal insumo de este proceso, como en Kline

y Rosenberg (2010). La regulación de las acciones según este enfoque establece una relación causa-efecto «unidireccional» que parte de los esfuerzos de I+D, concretamente la investigación básica, hacia el progreso tecnológico y el posterior desarrollo económico.

Según esta corriente de pensamiento, «la investigación básica es la precursora del progreso tecnológico» (Bush, 1945) por su contribución a la expansión del conocimiento general. Esto justificaría el uso prioritario de políticas de expansión continua de la inversión pública en I+D, dada la creencia de que, cuanto mayor sea el uso de insumos de investigación (recursos humanos, materiales y financieros), mayor será la producción de invenciones e innovaciones.

Las críticas a este modelo de actuación se basan en que «el vínculo entre la ciencia y la innovación no es uniforme, ni siquiera preponderante» (Kline y Rosenberg, 2010). Se argumenta que los modelos no sistemáticos de innovación pueden justificar la deficiencia del progreso tecnológico de algunas economías en desarrollo, debido a la falta, o ausencia, de articulación entre los agentes de la cadena de producción de nuevas tecnologías innovadoras.

Según Schumpeter (1982), en los países periféricos, la acción del sector público puede evitar una discontinuidad del sistema armonioso existente entre el progreso técnico y el proceso de crecimiento económico. Barquero (2001) sostiene que la unión de esfuerzos y la interacción entre los agentes (gobierno, universidades, empresarios potenciales) crea un entorno favorable para las ganancias del aprendizaje mutuo, lo que permite aumentar los rendimientos, superar los obstáculos e impulsar un proceso de desarrollo económico endógeno.

La extensa literatura demuestra esta tendencia. Etzkowitz (2003) sostiene que la innovación se basa cada vez más en la triple hélice de interacciones universidad-empresa-gobierno, de manera que funciona según un modelo interactivo y no lineal de innovación. Más allá del desarrollo de productos, la innovación se convierte en un proceso endógeno de «asumir el papel del otro», estimulando la hibridación entre las esferas institucionales.

Wong y Salmin (2016), al estudiar las relaciones entre la universidad, la industria y el gobierno en Malasia, comprobaron la importancia de la acción de las políticas públicas para una economía en desarrollo en la obtención de una estructura de red productiva para las innovaciones tecnológicas, especialmente a través del apoyo básico a la investigación (en el estudio, engendrado por la legislación Bayh-Dole). Zhou y Wu (2016), que examinaron los efectos individuales y conjuntos entre las relaciones empresariales, universitarias y gubernamentales en el rendimiento innovador de las empresas chinas, concluyeron que la interacción gubernamental refuerza los vínculos de las empresas y las universidades en materia de innovación. Se pueden encontrar análisis similares en Hong *et al.* (2019), Vecchio y Oppong (2019), Shin *et al.* (2019), Guerrero y Urbano (2021), Yang *et al.* (2020). Sin embargo, aún se conoce muy poco sobre los diferentes tipos de interacciones.

III. CONOCIMIENTO Y CAMBIO TECNOLÓGICO ENDÓGENO

El modelo de equilibrio competitivo con cambios tecnológicos endógenos desarrollado por Romer (1986) es un modelo de crecimiento económico con equilibrio competitivo a largo plazo, que parte de la premisa de que el estado de crecimiento es posible principalmente por la acumulación de conocimiento por parte de los agentes (socializado por la proporción no patentable de la producción de nuevas tecnologías).

Esta acumulación de conocimientos se trata como una forma básica de capital que se hace posible gracias a la investigación, que se introduce en el análisis como una entrada de producción de conocimientos (k_i). El enfoque utilizado por el modelo se basa en suposiciones sobre las tecnologías de investigación.

Los aumentos indefinidos harán que la función de producción de bienes de consumo F crezca sin límites. Por lo tanto, estimular la producción de patentes siempre aumentaría la producción de bienes de consumo. Sin embargo, se produce en función de una tecnología de investigación $k_i = g(\text{investigación})$ que impone rendimientos decrecientes de escala en una relación funcional convexa y homogénea de grado uno. Esto significa que la investigación tiene un límite en la capacidad de respuesta de este insumo en el proceso, limitando la tasa de crecimiento del conocimiento, así como la producción de bienes de consumo por parte del sector productivo.

Griliches (1990) ofrece un esquema de cómo los indicadores de investigación y patentes cuentan como indicadores de conocimiento valioso para la economía. Parte del supuesto de que las nuevas tecnologías pueden añadirse a las preexistentes mediante una función «metahedónica». Por lo tanto, se puede pensar en la invención como un desplazamiento fuera de la frontera de posibilidad de producción para algunos agregados y deseos humanos potenciales. Las estadísticas de patentes proporcionarían una medida de la producción de dicha actividad, representando una lectura sobre el ritmo al que la frontera de posibilidades de producción potencial se está moviendo hacia arriba. Esta tendencia se ve afectada por otros determinantes del patentamiento (por ejemplo, medidas de crecimiento y productividad). La parte causal se origina con alguna medida observable de los recursos invertidos en la actividad inventiva R (normalmente los gastos en I+D o el número de científicos investigadores que se dirigen a la producción de K).

Bloom *et al.* (2020), estudiando la economía de EE. UU. y considerando que la tasa de crecimiento a largo plazo es el producto del número efectivo de investigadores y su productividad investigadora, mostraron que mientras el esfuerzo de investigación aumenta sustancialmente, la productividad investigadora disminuye drásticamente, tanto desde el punto de vista micro (sector, empresa, etc.) como en el conjunto de la economía. A pesar de ello, el crecimiento exponencial observado en la economía agregada es posible gracias al aumento del esfuerzo de investigación, en compensación por su descenso de productividad.

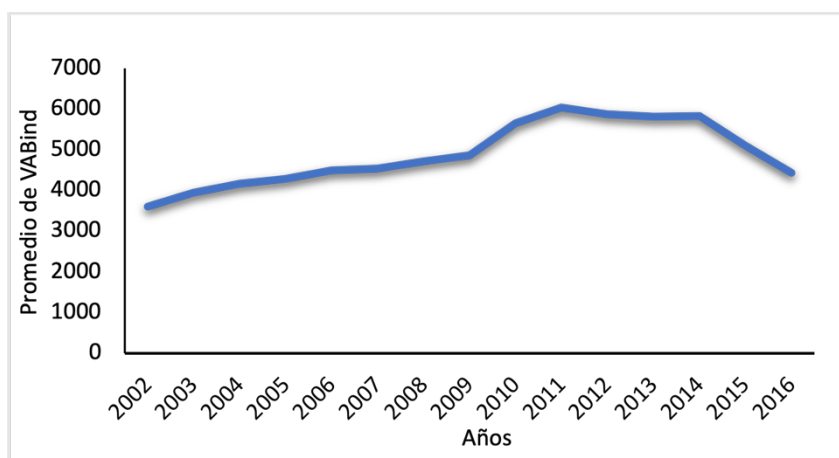
Estos autores, suponiendo que el crecimiento económico surge de la creación de ideas por parte de las personas, descubrieron que las ideas, y en particular el crecimiento exponencial que implican, son cada vez más difíciles de lograr. Sugieren que los modelos de crecimiento semiendógeno son una buena representación de este hecho porque contienen una previsión de «Red Queen» (Reina Roja) por la cual es necesario acelerar la tasa de crecimiento de los insumos de investigación para mantener constante el crecimiento exponencial, de lo contrario se produciría su desaceleración.

IV. EVOLUCIÓN DEL INDICADOR ECONÓMICO E INFRAESTRUCTURA DEL CONOCIMIENTO

El valor agregado de la industria brasileña (Figura 1), según datos del IEDI (2008), observó un crecimiento lineal promedio entre 2004 y 2008 del 4,2 % anual (el 3,9 % de la

industria extractiva y el 4,5 % de la industria de transformación). En los últimos años, este crecimiento se debió al aumento del consumo interno y a la expansión de las exportaciones, situación que se revirtió con la crisis internacional de 2008 (2009 registró un -2,1 % en la industria extractiva y un -9,3 % en la industria de transformación).

FIGURA 1. EVOLUCIÓN DEL VALOR AGREGADO BRUTO DE LA INDUSTRIA BRASILEÑA



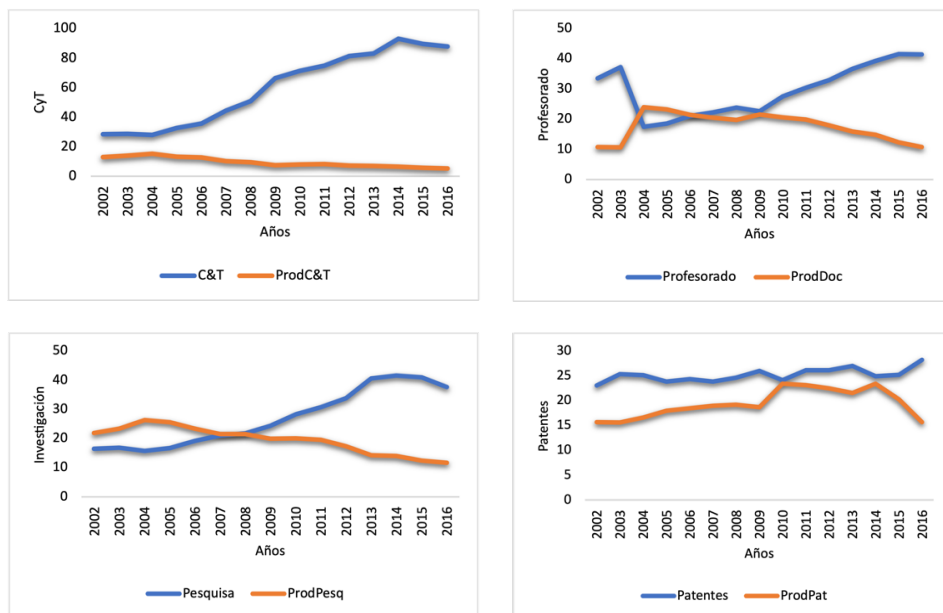
Fuente: Elaboración propia a partir de los datos del IBGE.

La industria volvió a crecer a partir de 2010 en respuesta a los esfuerzos de la política económica (el 14,9 % en la extracción de minerales y el 9,2 % en la industria de transformación). Entre 2011-2016 volvió a caer por la recesión nacional e internacional y la fuerte competitividad de los productos chinos, con una nueva reacción a partir de ese momento.

En Brasil, entre 1996 y 2012, el número de artículos publicados se multiplicó por 5,4, mientras que la participación en las publicaciones mundiales creció del 0,8 % al 2,4 % (Filho *et al.*, 2014). Este distanciamiento se verifica también en la relación entre el promedio del comportamiento de las variables cada año (Figura 2) y sus respectivas productividades, sobre el valor agregado en la industria brasileña. Hubo un promedio de crecimiento per cápita entre 2004-2013, que se desaceleró a partir de entonces.

La tasa de profesores sigue esta tendencia de crecimiento hasta 2015, con una desaceleración entre 2008-2009. Las patentes parecen despegarse de las tendencias de estas variables, mostrando un crecimiento más lento y constante. Desde el punto de vista de la productividad, hay tendencias adversas en todos los casos. A pesar del crecimiento medio verificado en CyT, los profesores, la investigación y las patentes, especialmente después de 2004, se desplazan y no coincide la eficiencia de estos factores en la evolución media del VABind, siguiendo tendencias divergentes desde ese momento.

FIGURA 2. CRECIMIENTO Y PRODUCTIVIDAD INDUSTRIAL DE LOS INDICADORES DE CONOCIMIENTO, 2002-2016



Nota: Las escalas de los indicadores se ajustaron para permitir la comparación gráfica.
 Fuente: Elaboración propia, a partir de datos del MCTIC, GEOCAPES e INPI.

Las posibles explicaciones pueden estar en los argumentos de Filho *et al.* (2014), que muestran, en el caso de Brasil, por ejemplo, que la parte de los gastos en CyT que se refiere a las contribuciones en I+D es un esfuerzo sobre las fases iniciales de la investigación y más remotamente de la fase comercial del desarrollo del producto; un mayor volumen de estas inversiones (56 %) se revierte a la enseñanza superior; el conocimiento de los intereses divergentes explica las relaciones asimétricas entre los indicadores de patentes y de publicación científica; el 95 % de los investigadores doctorales brasileños trabajan en la enseñanza superior; existe una separación entre la universidad y los institutos de investigación y las empresas, etc. Sin embargo, estos autores reconocen que los investigadores en I+D son fundamentales para el desarrollo de una economía basada en el conocimiento y la tecnología.

Cavalcanti y De Negri (2014) advierten que los estudios que incluyen el capital humano en el cálculo tanto de la productividad total de los factores (PTF) como de la productividad del trabajo en Brasil tienden a estimar tasas de productividad bajas, que oscilan en torno a su promedio, por lo que no parece haber una tendencia de crecimiento significativa en la última década del 2000, período a partir del cual este crecimiento parece acelerarse sutilmente, especialmente después de 2003. Santos y Spolador (2018) señalan una reducción relevante de la PTF entre 1997 y 2009. Observaron una recuperación entre 2010-2011, reduciéndose de nuevo entre 2012-2013.

Desde una perspectiva sectorial, Ferreira y Silva (2015) muestran que la productividad manufacturera en Brasil disminuyó significativamente en el período 1981-2005 (alrededor de un 0,6 % anual), y una de las razones puede ser la baja calificación de su fuerza de trabajo. La baja inversión en formación y en I+D empresariales en Brasil puede ser parte de la explicación.

V. METODOLOGÍA

V.1. Gestión de datos

Las variables utilizadas en la especificación del PVAR fueron seleccionadas a partir de las disposiciones defendidas por Romer (1986), Griliches (1990) y Bloom (2020), medidas con los criterios establecidos en el Manual de Frascati (OCDE, 2013). Se trata de información estratificada para los 25 estados brasileños, considerada para el período anual entre 2002 y 2016, según las siguientes definiciones:

i) CyT: tasa de crecimiento anual discreta de los gastos federales, estatales y corporativos (empresas privadas y estatales) en ciencia y tecnología (CyT), que corresponde a los gastos en investigación y desarrollo (I+D) y actividades científicas y técnicas relacionadas, por ejecución y postgrado, en valores monetarios reales, corregidos por el año base del IGP-DI de 2016, medidos en R\$ per cápita. Fuente: MCTIC. Variable *proxy* de las inversiones en CyT.

ii) PROFESORADO: tasa de crecimiento anual discreta del número per cápita de profesores doctores que actúan en cursos de postgrado en instituciones públicas y privadas de enseñanza superior. Fuente: GEOCAPES. Variable *proxy* de recursos humanos cualificados dada su importancia y preeminencia en el esfuerzo investigador, cuando sus actividades se desarrollan en cursos de postgrado, según el MCTIC.

iii) INVESTIGACIÓN: tasa de crecimiento anual discreta del número de artículos per cápita indexados en las publicaciones científicas del ISI de la comunidad académica. Fuente: Coordinación para la Mejora del Personal de la Enseñanza Superior - CAPES. Variable *proxy* para el volumen de investigación básica en los estados.

iv) PATENTES: tasa de crecimiento anual discreta del número per cápita de solicitudes de patentes presentadas por residentes en el Instituto Nacional de la Propiedad Industrial (INPI). Variable *proxy* de la actividad inventiva nacional patentable en el período de estudio.

v) VABind: tasa de crecimiento anual discreta del valor agregado bruto del sector industrial, en valores monetarios reales, corregido por el año base del IGP-DI de 2016, medido en R\$ per cápita. Fuente: Instituto Brasileño de Geografía y Estadística (IBGE). La ventaja de utilizar el VAB como medida del crecimiento económico industrial es que es representativo de la riqueza que el sector generó a partir de su base de consumos intermedios absorbidos en su proceso productivo. Utilizando esta visión de la producción, es más plausible comprobar si, de entre los valores que la actividad industrial añade a sus factores de producción, el conjunto de magnitudes de la cadena de conocimiento es, o no, efecto de relación de causalidad difusa.

Las cantidades de (i) a (iv) se tratan en la investigación como elementos de la estructura del conocimiento científico nacional (cadena de conocimiento), ya que permiten la correspondencia con los flujos de financiación e incentivos para la investigación; el personal de investigación especializado, y la capacidad de inventar nuevos productos, procesos y servicios con potencial de protección industrial. Conviene señalar que, en un trabajo ampliamente seguido por la literatura, Griliches (1976), al revisar algunos estudios causales entre innovación y productividad, delimitó las inversiones en I+D como *proxy* del acervo de conocimiento, utilizándolas como input en el proceso de estimación de la función de producción.

V.2. Modelo vectorial autorregresivo con efectos fijos

La modelización de vectores autorregresivos (VAR) (Granger, 1969) en el modelo de datos de panel, PVAR, fue introducida por primera vez por Holtz-Eakin *et al.* (1988). La relación dinámica entre las variables endógenas puede darse en la ecuación 1. Implica que cada proceso individual de y_{it} es conducido por una respuesta común para sus propios valores desfasados y_{it-p} , por las características inobservables α_i^* de cada individuo i , por el efecto no observable del tiempo δt , y por el término del error idiosincrático ϵ_{it} de cada individuo, en cada período de tiempo:

$$(1) \quad y_{it} = \alpha_i + \Phi_1(L)y_{i,t-p} + \delta t + \epsilon_{it}$$

Donde $i = 1, \dots, N$; $t = 1, \dots, T$; y_{it} es un vector $m \times 1$ de observaciones de las variables endógenas, α_i es un vector $m \times 1$ de constantes individuales específicas que varían con i , Φ es la matriz $m \times m$ de los coeficientes desfasados, $\Phi_1(L)$ es el polinomio de p orden $\Phi(L) = I_m - \Phi_1 L - \dots - \Phi_p L^p$ del operador de desfases L , en el que $L^p y_t = y_{t-p}$. Los efectos fijos recogen las diferencias entre individuos que no varían con el tiempo. ϵ_{it} es un vector $m \times 1$ de los errores aleatorios, donde $\epsilon_{it} \sim \text{IID}[0, \Sigma]$ y $\Sigma = \epsilon_{it} \epsilon_{it}'$ es su matriz de varianza-covarianza.

En los datos de panel, la estacionariedad de los datos puede evaluarse mediante la información de la dimensión transversal, a partir de la longitud del panel (1) (Hsiao, 2014).

$$(2) \quad \Delta y_{it} = \alpha_i + \delta t + \gamma_i y_{i,t-1} + \sum_{l=1}^{p_i} \theta_{il} \Delta y_{i,t-l} + \epsilon_{it}$$

Donde Δ es el operador de diferencia y $\delta_i t$ representa el efecto temporal inobservable. Si $\gamma_i = 0$, se confirma la hipótesis nula (H_0) de que y_{it} tiene una raíz unitaria y, por tanto, es una serie temporal no estacionaria. En este caso, las estimaciones angulares no convergen a la relación media de largo plazo, así como los estimadores estándar tendrán distribuciones no estándar cuando $T \rightarrow \infty$, por lo que los estadísticos de la prueba de hipótesis no pueden ser aproximados por t-Student o chi-cuadrado. Sin embargo, aunque $\gamma_i < 0$ en (2), y no se acepte H_0 , la regresión cointegradora de primer orden que resulta $\widehat{\epsilon}_{it}$ estacionaria genera la causalidad en el sentido de Granger requerida en este estudio.

Arellano y Bover (1995) proponen el estimador del Método Generalizado de los Momentos (MGMM) utilizando varianzas ortogonales futuras, que consiste en restar la media de

todas las observaciones futuras para todas las unidades de sección eficaz. Esta transformación permite una nueva serie de errores de ecuación, con varianza igualada. Esta diferenciación «hacia delante» elimina el efecto individual en la sección eficaz, lo que permite utilizar los regresores desfasados de nivel como instrumentos en la estimación MGM. Antes de ser estimada, la ecuación (1) se reescribe en términos de varianzas ortogonales futuras:

$$(3) \tilde{y}_{it} = (y_{it} - \bar{y}_{it}) \sqrt{\frac{T_{it}}{T_{it} + 1}}$$

Donde T_{it} es el número de observaciones futuras disponibles para la unidad i en el tiempo t , \bar{y}_{it} es el promedio de y_{it} . la transformación (3) permite reescribir (1) como:

$$(4) \tilde{y}_{it} = \Phi_1(L)\tilde{y}_{i,t-p} + \delta + \epsilon_{it}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T.$$

Las variables transformadas (3) son ortogonales a las variables originales y garantizan la consistencia de las estimaciones vía MGM.

La restricción de identificación para este análisis se basó en un modelo de ordenamiento causal estructural y recursivo, con la matriz Σ tomando la forma de una matriz triangular inferior (con CyT entrando primero en el vector). Para la recuperación de las funciones impulso-respuesta (IRF) ortogonalizadas se puede obtener reescribiendo la ecuación (4) como $\mathbf{B}(L)\tilde{y}_{it} = \tilde{\epsilon}_{it}$ donde $\mathbf{B}(L) = (\mathbf{I}_m - \Phi(L))$. Si todos los valores propios de $\Phi(L)$ tienen módulo estrictamente menor que uno, $\mathbf{B}(L)$ satisface la condición de estabilidad y es invertible. Por lo tanto, se puede reescribir el PVAR en términos de su representación PVMA (representación de la media móvil del vector del panel) como $\tilde{y}_{it} = (\mathbf{I}_m - \Phi(L))^{-1} \epsilon_{it} = \Psi_j \epsilon_{it-j}$. Se puede elegir una matriz triangular inferior P mediante la descomposición de Cholesky en $\Sigma = P'P$, para ortogonalizar las perturbaciones como $P^{-1}\epsilon_{it} \equiv \tilde{\epsilon}_{it}$, donde $\tilde{\epsilon}_{it}$ es el vector de las perturbaciones ortogonalizadas, lo que genera las IRF ortogonalizadas.

En base a la fundamentación del Modelo Lineal de Innovación, seguido por la Estrategia Nacional de CT&I, se utilizó la descomposición Cholesky de Σ c con ordenación dada por **CyT (1) → Profesorado (2) → Investigación (3) → Patentes (4) → VABind (5)**, como conjunto de restricciones de identificación con defensa de la relación estructural triangular inferior para la matriz de varianza-covarianza de los disturbios Σ .

Se consideró que un impacto en una determinada variable endógena no impacta contemporáneamente en una variable antecedente en el orden. Esta restricción de la identificación se apoya en el hecho de que en la lógica de las relaciones unidireccionales defendida inicialmente para la ordenación, destaca a cada fenómeno, la dependencia temporal de sus realizaciones posteriores, así como sus efectos invertidos, por ejemplo CyT no responden a un choque contemporáneo en VABind debido a que en el filtro $5 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 1$, hay un tiempo de maduración requerido en $5 \rightarrow 4$ entre la creación de nuevas ideas y la presentación de solicitudes de patentes; el tiempo requerido $4 \rightarrow 3$ en la investigación científica básica y tecnológica y la asimilación; la dependencia $3 \rightarrow 2$ de cuestiones presupuestarias, jubilaciones y directrices institucionales para la expansión del profesorado público y privado; en $2 \rightarrow 1$, la disponibilidad de recursos, la gestión política, la prioridad asignativa del gasto en CyT. Estas

restricciones también son válidas para los filtros $4 \rightarrow 3 \rightarrow 2 \rightarrow 1$ cuando se produce un choque a 4; $3 \rightarrow 2 \rightarrow 1$ cuando se produce un choque a 3; y $2 \rightarrow 1$ cuando se produce un choque a 2.

VI. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los análisis descriptivos de las variables consolidadas para Brasil (Tabla 1) muestran que las distancias entre los valores máximos y mínimos de todas las variables son superiores al 95 %, señalando una fuerte diferencia en la amplitud de estas realizaciones en el período, con casos extremos como el de CyT entre el intervalo de R\$0,78/habitante y R\$554/habitante y el de las patentes entre el intervalo de 0,6 unit./habitante y 106 unit./habitante.

CyT y las patentes son también los indicadores más heterogéneos en relación con los demás, con una variabilidad en relación con sus medias superior al 100 %. La VABind tiene la distribución más homogénea en promedio, aunque su variabilidad es superior al 50. Estos resultados apuntan a un contexto de fuerte fluctuación y desigualdad en la frecuencia de estos indicadores en el país.

TABLA 1. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LOS INDICADORES

VARIABLE	PROMEDIO	DES. ESTÁNDAR	MÍN.	MÁX.	CV
CyT	59,65935	78,41966	0,784382	554,693	1,31446
Docentes	0,2976778	0,2132281	0,0139427	1,126616	0,716305
Pesquisa	2,707811	2,08299	0,0178156	9,507767	0,769252
Patentes	25,191	25,65947	0,6537021	106,1066	1,01860
VABind	4893,041	2884,569	675,9739	13989,12	0,589525

Fuente: Elaboración propia.

Para controlar los efectos fijos temporales comunes a todos los estados y reducir el problema de la no estacionariedad, además de la eliminación del promedio de la sección eficaz para cada variable en cada período de tiempo, se trataron en sus primeras diferencias, lo que apoya el análisis desde la perspectiva de las tasas de crecimiento.

La Tabla 2 presenta los criterios de información de Schwarz (1978), Akaike (1998) y Hannan y Quinn (1979), adaptados por Abrigo y Love (2016) para el método de momentos de Andrews y Lu (2001), como forma de elegir el número óptimo de desfases del panel.

TABLA 2. PRUEBAS PARA ELEGIR EL NÚMERO ÓPTIMO DE DESFASES

PRUEBA	DESFASES			
	1		2	
R ²	0,991779		0,995669	
Hansen's J	86,04554	(0,180)	58,69381	(0,186)
Schwarz	-319,8279		-211,8885	
Akaike	-63,95446		-41,30619	
Hannan y Quinn	-167,2375		-110,1615	

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de la encuesta. Los valores entre paréntesis son las estimaciones de los valores del estadístico de Hansen's J.

Aunque los valores más bajos de los criterios de selección de Andrews y Lu (2001) apuntan al número óptimo de 1 desfase, la investigación propuesta aquí se amplió a 2 retardos (*lags*) para captar más información sobre la estructura dinámica del sistema. Esta motivación se vio apoyada por un valor p del estadístico de Hansen sutilmente superior al observado en 1 retardo (*lag*) y por el hecho de que se utilizaron cuatro retardos (*lags*) para los instrumentos en la estimación del VAR.

El resultado de la estadística de la prueba de restricción de Hansen sobre la identificación indicó el no rechazo incluso al nivel de significación del 10 %, lo que indica un número satisfactorio de instrumentos.

Dado que las estimaciones paramétricas del VAR confirman su condición de estabilidad, sus medias y covarianzas son independientes del instante de tiempo y, por tanto, es estacionario.

Imponiendo el ordenamiento causal propuesto por la Estrategia Nacional de CT&I, que se asemeja al arbitrado por el modelo lineal de innovación, que parte de los esfuerzos de I+D hacia el progreso tecnológico y el posterior desarrollo económico (CyT → Profesorado → Investigación → Patentes → VABind) se estimó la forma estructural del PVAR para 2 retardos (*lags*). La Tabla 3 presenta la prueba de causalidad de Granger sobre el PVAR estimado.

La prueba de Wald para el PVAR con dos desfases indica que: (a) CyT Granger causa la investigación (5 %), las patentes (1 %) y VABind (5 %); (b) Profesorado Granger causa Investigación (1 %), Patentes (1 %) y VABind (1 %); (c) Investigación Granger causa CyT (1 %), Patentes (1 %) y VABind (1 %); (d) Patentes Granger causan CyT (5 %), Profesorado (1 %), Investigación (1 %) y VABind (1 %); (e) VABind Granger causa CyT (1 %), Profesorado (1 %), Investigación (1 %) y Patentes (1 %).

Es posible delinear las siguientes interacciones: (i) los gastos en CyT causan y son causados por la investigación, así como por las patentes y por el crecimiento económico; (ii) la investigación causa las patentes, sin embargo, causa y es causada por la actividad industrial; (iii) el número de profesores que trabajan en los cursos de postgrado causa la investigación, así como causa y es causada por las patentes y por el crecimiento económico; (iv) las patentes causan y son causadas por el crecimiento económico industrial; y (v) el crecimiento económico industrial causa y es causado por todos los indicadores del sistema.

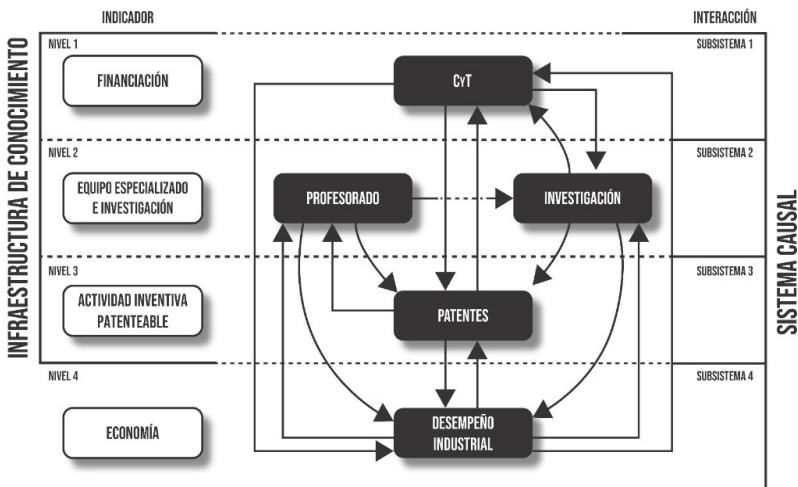
TABLA 3. ESTIMACIONES DE LA PRUEBA DE CAUSALIDAD DE GRANGER
 EN EL PVAR

VARIABLES DE LA ECUACIÓN	VARIABLES EXCLUIDAS							
	CYT		PROFESORADO		INVESTIGACIÓN		PATENTES	
CyT	-	-	1,871	(0,392)	6,714	(0,035)	18,763	(0,000)
Profesorado	2,179	(0,226)	-	-	40,443	(0,000)	53,570	(0,000)
Investigación	11,422	(0,002)	0,795	(0,672)	-	-	13,899	(0,001)
Patentes	8,512	(0,014)	30,293	(0,000)	0,625	(0,732)	-	-
VABind	10,792	(0,005)	21,779	(0,000)	14,989	(0,001)	16,080	(0,000)
Conjunto	31,798	(0,000)	54,156	(0,000)	78,537	(0,000)	73,369	(0,000)

Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de la investigación. Los datos entre paréntesis son los valores p estimados con la distribución *chi-cuadrada*.

Estos resultados sistematizan la relación entre los indicadores de conocimiento y el crecimiento económico industrial en Brasil como se muestra en la Figura 3:

FIGURA 3. SISTEMA DE CAUSALIDAD ENTRE LOS INDICADORES DE CONOCIMIENTO Y EL CRECIMIENTO ECONÓMICO INDUSTRIAL BRASILEÑO



Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de la investigación.

Existe un flujo de efectos inversos en la cadena de indicadores. Dada la ordenación de las variables, la sistematización de la causalidad no sugiere la existencia de un desencadenante de los sucesivos eventos del sistema causal. Por el contrario, perfila un modelo más dialógico que la preposición lineal.

No es plausible suponer relaciones exclusivamente lineales de efectos unidireccionales del primer al cuarto nivel de la estructura de indicadores. Con alguna cautela, el modelo se acerca más a una relación parcialmente sistémica, presentando iteratividad entre sus niveles, con la investigación comportándose no como un prerrequisito, sino irradiando y siendo ella misma irradiada por los otros indicadores de la cadena. Sin excepción, se concluye lo mismo para los demás fenómenos del sistema, tanto la infraestructura del conocimiento como los resultados económicos.

En un vistazo a los resultados tratados hasta ahora, cabe destacar que, si estas relaciones causales son fuertes, hay cinco ciclos coexistentes, independientemente de la jerarquía estructural del SNCTI: (i) los choques exógenos en cada nivel y/o indicador particular tienden a difundir sus efectos entre sí directamente; (ii) los vínculos de las relaciones particulares entre cada indicador pueden desbordar las relaciones secundarias concomitantes entre los subsistemas particulares; (iii) las relaciones bicausales generan efectos cíclicos que potencian y perpetúan la transmisión de estas entre los subsistemas y en el sistema en su conjunto; (iv) según la naturaleza y la fuerza de la causalidad de cada caso, la perpetuación de los efectos puede ser positiva o perjudicial para el sistema. Esto es especialmente importante para la gestión de las políticas, ya que debe ocuparse de alimentar el sistema de acciones calibradas para cada fenómeno, en cada nivel específico; (v) estas relaciones sistémicas encarnan una asociación funcional endógena entre los cuatro niveles de indicadores.

La dirección y la magnitud de las respuestas a los impulsos en las variables del sistema se estimaron mediante funciones de impulso-respuesta, con niveles de confianza del 95 %, generados a partir de 200 repeticiones mediante simulación de Montecarlo. Debido a la estacionariedad del modelo, en todos los casos, los efectos convergen a cero a medida que transcurre el tiempo. Las respuestas se evalúan a partir de un impulso positivo contemporáneo de una desviación estándar sobre una de las variables del sistema.

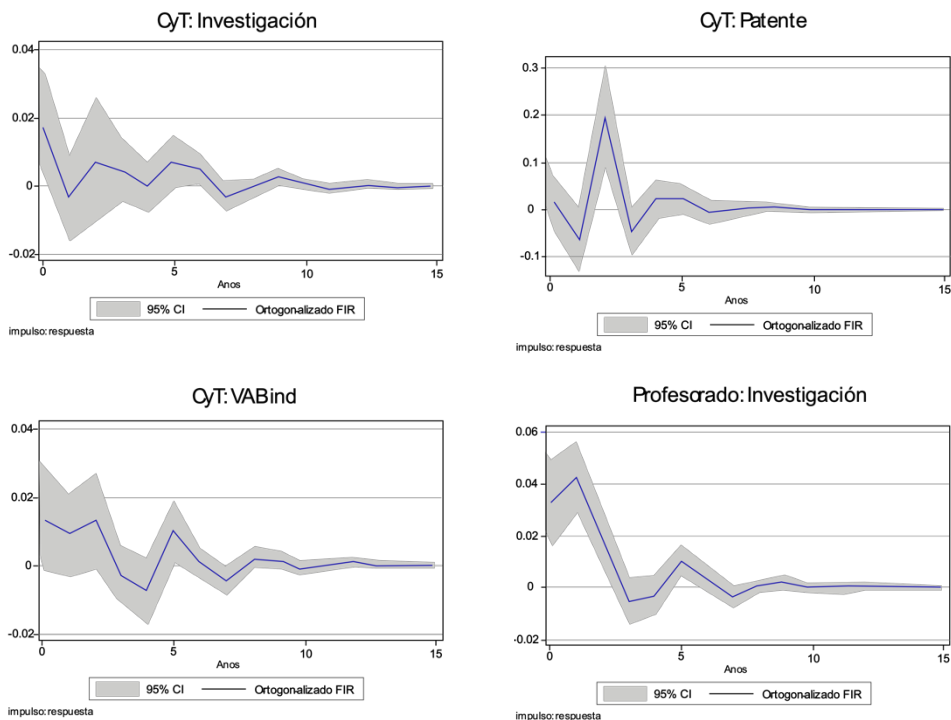
Un impulso positivo contemporáneo de CyT de una desviación estándar (Figura 4) tiene un impacto inmediato en la investigación científica nacional solo durante el primer período posterior, estabilizándose después. No tuvo repercusiones significativas en VABind. Este resultado es consistente, por ejemplo, con la baja eficiencia productiva de este indicador en la actividad industrial y con las cuestiones discutidas en Filho *et al.* (2014), como el factor tiempo requerido entre la CyT y su materialización en el sector productivo. Lo sorprendente es que, en el tema de la actividad inventiva patentable, esta respuesta supone mucha oscilación, pero solo adquiere importancia después del primer año (lo que tiene sentido dado el tiempo de maduración), cuando asume un fuerte movimiento ascendente, cayendo después de la misma manera, en un período de unos dos años.

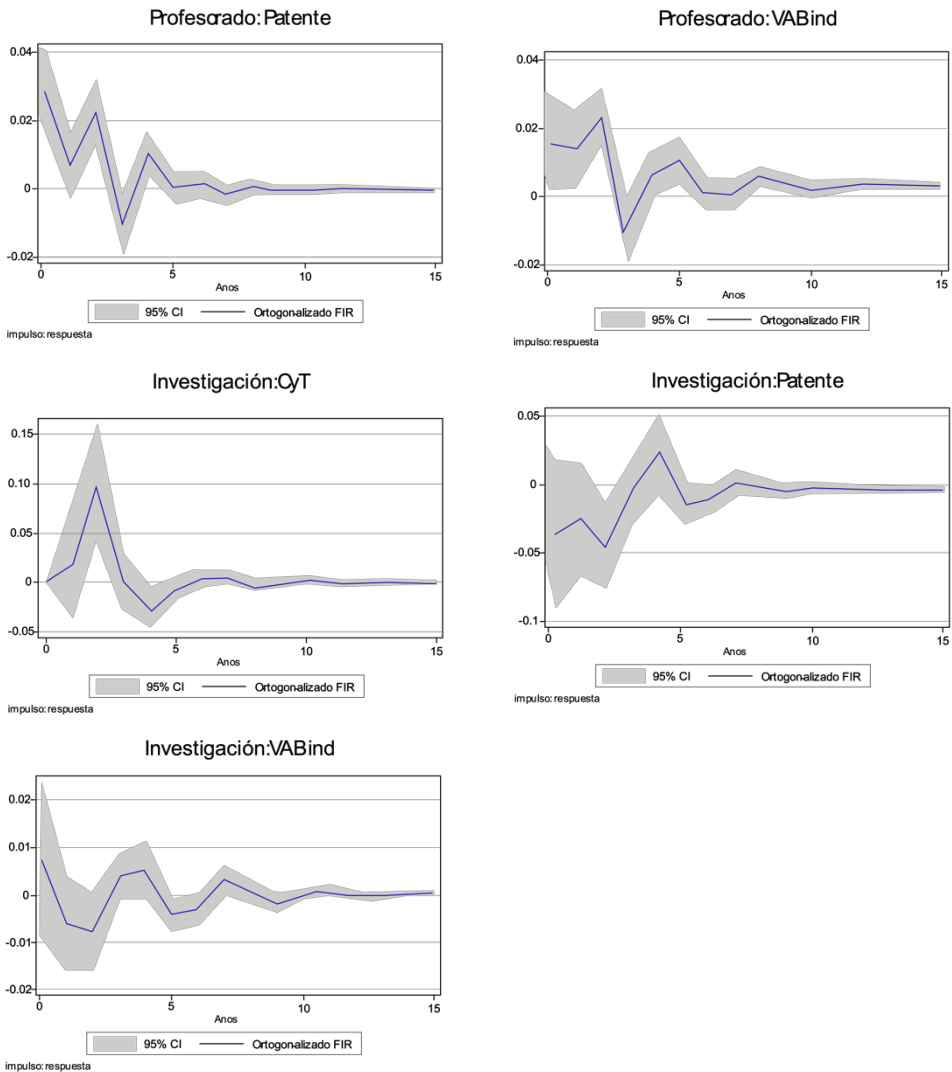
Los impulsos en la variable profesor tienen repercusiones volubles en la actividad inventiva nacional posterior, con un movimiento estadísticamente significativo de reducción en el primer año y de aumento en el segundo, estabilizándose después del quinto año. En cuanto a la investigación, el impacto es significativo, inmediato y positivo, y disminuye durante unos tres años hasta que se consolida. Solo hay un impacto significativo en el crecimiento industrial

entre el segundo y el tercer año, con una respuesta positiva de alrededor del 20 %, con un descenso significativo entre el tercer y el cuarto año, que tiende a estabilizarse después.

Un impulso de investigación tiene un impacto positivo significativo en la CyT entre los años dos y tres, disminuyendo rápidamente hasta estabilizarse después de tres años. Impacta negativamente en las patentes en estos mismos años, confirmando la asimetría de este conocimiento y la ineficiencia de la investigación brasileña en revertir los activos de propiedad intelectual, cuestiones discutidas en Filho *et al.* (2014) y Bloom (2020). No hay impacto significativo en el VABind, posiblemente por las mismas razones que el estímulo de CyT en el VABind.

FIGURA 4. FUNCIONES DE IMPULSO EN CYT, PROFESORADO E INVESTIGACIÓN

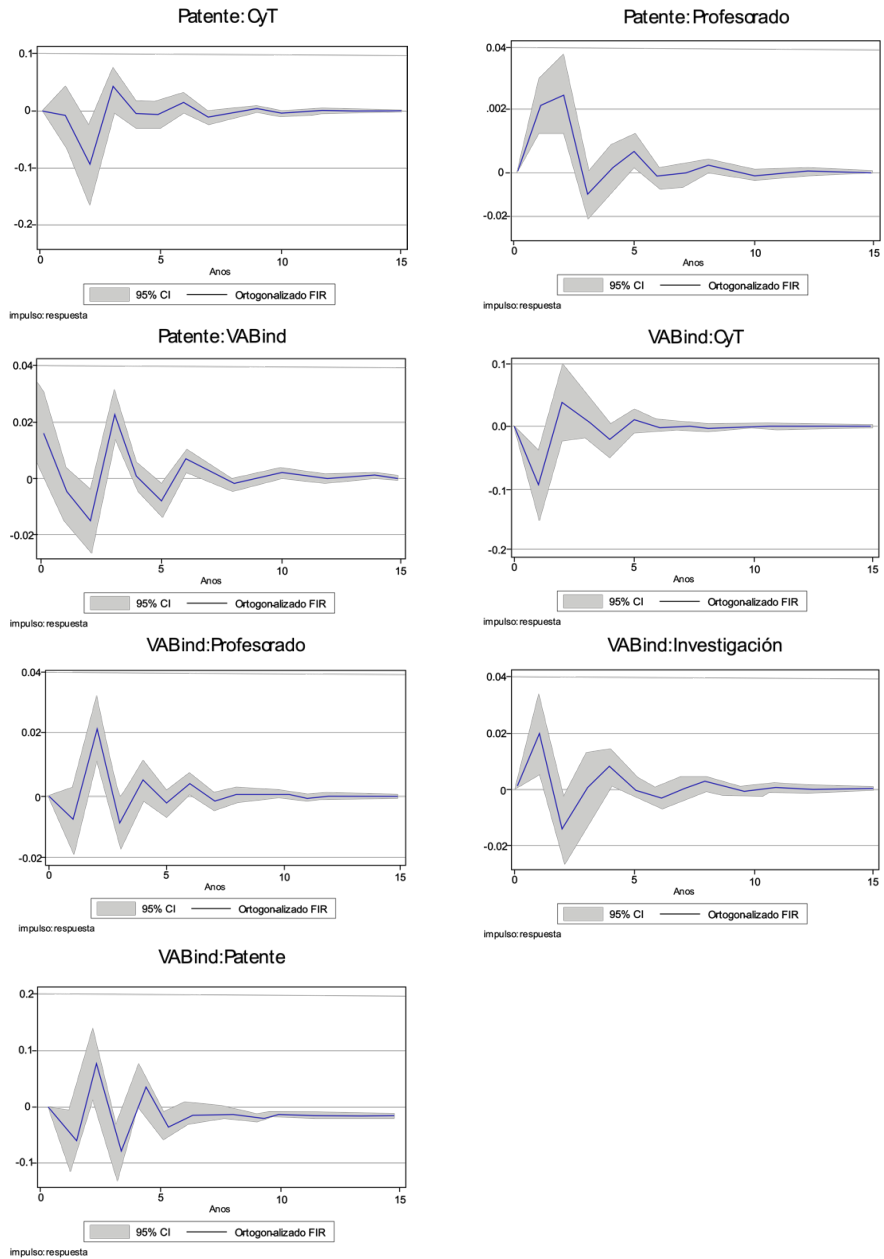




Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de la investigación.

En la Figura 5, la respuesta a un impulso en las patentes responde negativamente y con poca persistencia en la CyT entre los años dos y tres. En cuanto al número de profesores, la respuesta futura es positiva entre el primer y el tercer período, perdiendo relevancia a partir de entonces. La repercusión posterior en la VABind se verifica en un descenso en el segundo año, un aumento entre los años tercero y cuarto, y un descenso entre los años quinto y sexto.

FIGURA 5. FUNCIONES DE IMPULSO EN PATENTE Y VABIND



Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados de la encuesta.

El aumento del VABind refleja una disminución del gasto en CyT entre los períodos uno y dos siguientes, cuando se estabiliza de nuevo. Las respuestas positivas resultantes sobre la patente son significativas entre los años dos y tres, y cuatro y cinco posteriores. En cuanto a la investigación, la respuesta positiva es significativa entre los años uno y dos por delante.

Los análisis en la Tabla 3 confirman las relaciones endógenas entre los indicadores, pero revelan la debilidad en la intensidad de estas relaciones. Las variables CyT, Profesorado y VABind tienen la mayor parte de sus respectivas trayectorias explicadas por sí mismas. Esto puede reflejar la rigidez de estas variables con respecto a una posible debilidad en la fuerza de las relaciones dinámicas entre los niveles del sistema presentado en la Figura 3, y por lo tanto un límite de respuesta de las interacciones del SNCTI. Esto es lo que sugieren los resultados analizados en las Figuras 3 y 4.

Así, un choque contemporáneo en la CyT muestra que, al cabo de diez años, cerca del 94 % de su comportamiento se explica por ella, de modo que aproximadamente el 6 % se atribuye al conjunto de otras variables, solo alrededor del 1 % representa la influencia individual de la VABind, la investigación y las patentes, revelando la fragilidad de estas relaciones verificadas en el sistema causal. En el caso del número de profesores, alrededor del 77 % de su variabilidad se explica por sí misma, siendo las patentes (11 %) y la VABind (6 %) las menos relevantes entre las demás explicaciones. Sin embargo, la varianza del error de previsión en la trayectoria de la investigación en Brasil se explica de forma más relevante por el número de profesores (18 %) y en mayor medida (73 %) por sí misma. Las otras relaciones causales del sistema no se expresaron, VABind (3 %) y CyT (2 %).

La variación decenal del impulso de las patentes se explica de forma relevante por el profesorado (16 %) y en menor medida por la VABind (5 %) y la investigación (solo 1 %). La variación en el error de previsión de VABind se explica más marcadamente por sí misma (81 %), las patentes (7 %) y el profesorado (6 %), siendo estas las variables que más impactan en el error de previsión.

Las lecturas equivalentes de las Figuras 4 y 5 y la Tabla 4 señalan un patrón aún no muy robusto entre los vínculos implícitos en algunos encadenamientos. Las débiles relaciones verificadas aquí pueden estar asociadas a las cuestiones de baja productividad y eficiencia de estos indicadores discutidas en Cavalcanti y De Negri (2014), Ferreira y Silva (2015), Santos y Spolador (2018) y Bloom *et al.* (2020); cuestiones de rendimientos de escala de la investigación sobre la patente como en Romer (1986); argumentos relativos a la focalización del gasto en ciencia y tecnología en la investigación inicial; divergencia de los conocimientos aplicados en la investigación y en la patente tratados en Filho *et al.* (2014). Hay que intensificar las acciones políticas para minimizar estos efectos y reforzar la dinámica de las relaciones que se están llevando a cabo.

En la Tabla 4 se puede observar la existencia de una relación causal no despreciable entre las tasas de crecimiento de (i) el profesorado y las patentes, (ii) la investigación y el profesorado, (iii) las patentes y el profesorado y (iv) las patentes y la CyT. Además, dadas las debilidades comentadas, merece la pena hacer énfasis en el impacto de la actividad inventiva generada por las patentes, así como de los investigadores, sobre el error de previsión del valor añadido industrial. Esto refuerza el mérito gradual de la protección intelectual y el papel del investigador para inducir el progreso tecnológico en el país, lo que hace igualmente importante

promover ajustes de estos indicadores en cada subsistema, eliminando la ineficiencia y fortaleciendo sus relaciones estratégicas para este fin.

TABLA 4. DESCOMPOSICIÓN DE LA VARIANZA DEL ERROR DE PREVISIÓN
 (EN %)

RESPUESTA ⁽¹⁾	IMPULSO		
	CYT	PROFESORADO	INVESTIGACIÓN
CyT	0,9477 [0,898-0,969]	0,0034 [0,001-0,015]	0,0174 [0,004-0,037]
Profesorado	0,0418 [0,024-0,089]	0,7751 [0,663-0,825]	0,0074 [0,004-0,033]
Investigación	0,0246 [0,013-0,064]	0,1803 [0,127-0,247]	0,7325 [0,607-0,787]
Patentes	0,1761 [0,079-0,304]	0,1639 [0,111-0,227]	0,0160 [0,009-0,044]
VABind	0,0352 [0,019-0,081]	0,0635 [0,038-0,114]	0,0137 [0,007-0,045]

Fuente: Elaboración propia basada en los resultados de la investigación. (1) Horizonte de previsión de 10 años. Los valores entre corchetes indican las estimaciones de las bandas del intervalo de confianza del 90 %.

VII. CONCLUSIONES

Esta investigación cuestionó la existencia de una relación dinámica endógena entre los indicadores de la actual infraestructura de conocimiento científico y tecnológico brasileña y el desempeño industrial nacional, a partir de la hipótesis de la presencia de efectos causales sistémicos dentro del sistema nacional de conocimiento, así como entre estos indicadores y el valor agregado de este sector, probado a través de la estimación PVAR, como forma de responder al objetivo del estudio de estimar el vínculo causal entre los indicadores de la cadena de conocimiento científico y la actividad industrial.

Es posible concluir que Brasil señala una aptitud para una dinámica causal parcialmente sistémica entre la infraestructura del conocimiento científico y la actividad industrial, que en cierta medida se enfrenta, o al menos se aparta, de la lógica implícita en el modelo lineal de innovación, ampliamente defendido para los países en crecimiento.

Se trata todavía de un tenue proceso de endogenización del conocimiento científico en el sistema económico, que acoge parcialmente la hipótesis que sustenta esta investigación, con la advertencia de que se trata de un estado logrado con una intensa participación gubernamental, tal y como predijeron Schumpeter (1982) y Barquero (2001).

Este hallazgo produce una contribución fundamental sin precedentes sobre la tendencia del crecimiento endógeno brasileño, basada en las relaciones implícitas en el sistema entre la infraestructura doméstica de conocimiento guiada por el SNCTI y la actividad industrial, especialmente por el hecho de que países como Brasil aún no han logrado un sólido ecosistema de innovación regional y, en este contexto, el conocimiento es un factor indispensable.

Cabe señalar que las causalidades aquí estimadas están totalmente condicionadas al modelo y a su propia dinámica, y que no hay elementos en esta investigación que permitan discernir la naturaleza de las relaciones aquí defendidas, para lo cual se requieren estudios intermedios.

Se sugiere que el papel relevante del gobierno, como conductor de un proceso de innovación moderno y sólido, va más allá de los esfuerzos para asegurar buenas prácticas regulatorias para la asignación equitativa de los recursos públicos en ciencia, tecnología e innovación como una forma de ampliar, en el país, el conjunto de conocimientos con potencial para promover sinérgicamente la actividad inventiva bajo la protección intelectual, el crecimiento industrial y el desarrollo económico, tal como se propugna en su Política Nacional de CT&I.

VIII. BIBLIOGRAFÍA

- Abriego, M. R. M. y Love, I. (2016). Estimativa da Autoregressão vetorial do painel em Stata. *The Stata Journal*, 16(3), 778-804. <https://doi.org/10.1177/1536867X1601600314>
- Akaike, H. (1998). Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. En E. Parzen, K. Tanabe y G. Kitagawa (Orgs.), *Selected Papers of Hirotugu Akaike* (pp. 199-213). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_15
- Andrews, D. W. K. y Lu, B. (2001). Consistent model and moment selection procedures for GMM estimation with application to dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, 101(1), 123-164. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(00\)00077-4](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(00)00077-4)
- Arellano, M. y Bover, O. (1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. *Journal of Econometrics*, 68(1), 29-51. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01642-D](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01642-D)
- Barquero, A. V. (2001). *Desenvolvimento endógeno em tempos de globalização*. Fundação de Economia e Estatística.
- Bloom, N., Jones, C. I., Van Reenen, J. y Webb, M. (2020). Are ideas getting harder to find? *American Economic Review*, 110(4), 1104-1144.
- Bush, V. S. (1945). *The endless frontier: A report to the president by Vannevar Bush for postwar scientific research*. Office of Scientific Research and Development.
- Cavalcante, L. R. y De Negri, F. (2014). Evolução recente dos indicadores de produtividade no Brasil. *Produtividade no Brasil: Desempenho e Determinantes*, 1, 143-171.
- Chahad, J. P. Z. (2018). A Produtividade dos Fatores no Brasil à Luz do Cenário Internacional: Comparando a Produtividade Brasileira com a de Outros Países. *Boletim de Informações FIEPE*, 453, 8-14.
- Etzkowitz, H. (2003). Innovation in innovation: The triple helix of university-industry-government relations. *Social Science Information*, 42(3), 293-337.
- Ferreira, P. C. y Da Silva, L. F. (2015). Structural transformation and productivity in Latin America. *The BE Journal of Macroeconomics*, 15(2), 603-630.
- Filho, N. M., Komatsu, B., Lucchesi, A. y Ferrario, M. (2014). Políticas de inovação no Brasil. *Policy Paper*, 11, 1-72.

- Granger, C. W. J. (1969). Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods. *Econometrica*, 37(3), 424-438. <https://doi.org/10.2307/1912791>
- Grilliches, Z. (1976). Part 2: Essays in labor economics in honor of H. Gregg. Lewis. *The Journal of Political Economy*, 84(4), S69-S86.
- Grilliches, Z. (1990). *Patent statistics as economic indicators: A survey*. National Bureau of Economic Research.
- Guerrero, M. y Urbano, D. (2021). Looking inside the determinants and the effects of entrepreneurial innovation projects in an emerging economy. *Industry and Innovation*, 28(3), 365-393. <https://doi.org/10.1080/13662716.2020.1753021>
- Hannan, E. J. y Quinn, B. G. (1979). The determination of the order of an autoregression. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 41(2), 190-195.
- Holtz-Eakin, D., Newey, W. y Rosen, H. S. (1988). Estimating Vector Autoregressions with Panel Data. *Econometrica*, 56(6), 1371-1395.
- Hong, J., Zhu, R., Hou, B. y Wang, H. (2019). Academia-industry collaboration and regional innovation convergence in China. *Knowledge Management Research & Practice*, 17(4), 396-407. <https://doi.org/10.1080/14778238.2019.1589394>
- Hsiao, C. (2014). *Analysis of Panel Data*. Cambridge University Press.
- Hsieh, C.-T., Hurst, E., Jones, C. I. y Klenow, P. J. (2019). The allocation of talent and us economic growth. *Econometrica*, 87(5), 1439-1474.
- IEDI. Instituto de Estudos para o Desenvolvimento Industrial. (2008). *A Política de Desenvolvimento Produtivo*. 36.
- Kline, S. J. y Rosenberg, N. (2010). An overview of innovation. En *Studies on Science and the Innovation Process: Selected Works of Nathan Rosenberg* (pp. 173-203). World Scientific.
- MCTIC. Ministério da Ciência, Tecnologia, Inovação e Comunicação. (2017). *Estratégia nacional de ciência, tecnologia e inovação – 2016-2022*. MCTIC.
- OCDE. Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico. (2013). *Metodologia proposta para definição da pesquisa e desenvolvimento experimental*. Tradução: Olivier Isnard. [S. l.]: IPD Eletron.
- Romer, P. M. (1986). Increasing returns and long-run growth. *Journal of Political Economy*, 94(5), 1002-1037.
- Romer, P. M. (1994). The origins of endogenous growth. *Journal of Economic Perspectives*, 8(1), 3-22.
- Santos, P. F. A. y Spolador, H. F. (2018). Produtividade setorial e mudança estrutural no Brasil: Uma análise para o período 1981 a 2013. *Revista Brasileira de Economia*, 72(2), 217-248.
- Schumpeter, J. A. (1982). *Teoria do desenvolvimento econômico: Uma investigação sobre lucros, capital, crédito, juro e o ciclo econômico*. Abril Cultural.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *Annals of Statistics*, 6(2), 461-464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Shin, K., Choy, M., Lee, C. y Park, G. (2019). Government R&D Subsidy and Additionality of Biotechnology Firms: The Case of the South Korean Biotechnology Industry. *Sustainability*, 11(6). <https://doi.org/10.3390/su11061583>
- Vecchio, P. del y Oppong, N. B. (2019). Supporting the regional development in the knowledge economy: The adoption of a system dynamic approach in Ghana. *Global Business and Economics Review*, 21(3-4), 427-449.
- Viotti, E. B. y Macedo, M. de M. (Orgs.). (2003). *Indicadores de ciência, tecnologia e inovação no Brasil*. UNICAMP.
- Wong, C.-Y. y Salmin, M. M. (2016). Attaining a productive structure for technology: The Bayh-Dole effect on university-industry-government relations in developing economy. *Science and Public Policy*, 43(1), 29-45. <https://doi.org/10.1093/scipol/scv018>

- Yang, Z., Chen, H., Du, L., Lin, C. y Lu, W. (2020). How does alliance-based government-university-industry foster cleantech innovation in a green innovation ecosystem? *Journal of Cleaner Production*. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124559>
- Zhou, J. y Wu, R. (2016). More Ties the Merrier? Different Types of Social Ties and Firm Innovation Performance in China. *Academy of Management Proceedings*. <https://doi.org/10.5465/ambpp.2016.16704abstract>