

**Departamento de Economía**

**Tipo de documento:** Tesis de Grado



*Licenciatura en Economía*

## **Robots y Productividad: Evidencia Empírica de Países Industrializados, 2013-2019**

**Autorías:** Lutowicz, Facundo; Macleod, Nicolás Patricio; Rombolá, Juan Ignacio; Scardino, Agustín; Vila, Gonzalo Francisco

**Fecha:** 2025

### **¿Cómo citar este trabajo?**

Lutowicz, F., et al. (2025). *"Robots y Productividad: Evidencia Empírica de Países Industrializados, 2013-2019"*. [Tesis de Grado. Universidad Torcuato Di Tella]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella

<https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/13656>

El presente documento se encuentra alojado en el Repositorio Digital de la **Universidad Torcuato Di Tella** bajo una licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Internacional  
**Dirección:** <https://repositorio.utdt.edu>



# UNIVERSIDAD TORCUATO DI TELLA

Universidad: *Universidad Torcuato Di Tella.*

Departamento: *Departamento de Economía.*

Título de la carrera: *Licenciatura en Economía.*

Título: *Robots y Productividad: Evidencia Empírica de Países Industrializados, 2013-2019.*

Autores: *Lutowicz, Facundo; Macleod, Nicolás Patricio; Rombolá, Juan Ignacio; Scardino, Agustín; Vila, Gonzalo Francisco.*

Tutor: *Judzik, Darío.*

Fecha de entrega: *08/2025.*

## Introducción

El objetivo de la presente tesis es el de medir el impacto que tiene en la productividad de diversos países la implementación de robots industriales en los procesos productivos. Los años que comprenden este estudio van de 2013 a 2019.

Este análisis parte de una pregunta central: ¿Cómo y a través de qué canales incide la adopción de robots industriales sobre la productividad agregada de un país? Graetz y Michaels (2015) mostraron que la incorporación de robots está asociada con aumentos en la productividad del trabajo, especialmente en sectores manufactureros. Este efecto fue comparable al que tuvo el ferrocarril en el siglo XIX. Además, Koch et al. (2019) confirman que las firmas que adoptan robots aumentan su productividad en mayor medida que las que no.

El avance tecnológico de las últimas décadas ha transformado radicalmente las dinámicas productivas globales, destacando la creciente adopción de robots industriales y la automatización de procesos. Dada su importancia fundamental para los factores productivos y el desarrollo económico, esta temática ha captado la atención del mundo académico, con estudios de autores como el de Daron Acemoglu en conjunto con D., Koster, H. R. A., & Özgen, C. (2023).

La base de este estudio es el paper Kromann, L. et al. (2020). Donde el mismo busca explicar la productividad de los países regresándola contra diversas variables.

¿Es la accesibilidad de los robots un factor determinante en el uso de los mismos? ¿Cómo fue la evolución de los precios y la accesibilidad de los mismos a través de estos últimos años? y, ¿Cómo afectó a su incorporación en los sectores productivos? Tal como muestran Graetz y Michaels (2015) en su trabajo “Robots at work”, entre 1990 y 2005, el precio ajustado por calidad de los robots industriales se redujo a una quinta parte de su valor original, favoreciendo así su incorporación en sectores productivos. Esta tendencia se ha intensificado en los últimos años, por los avances en software e inteligencia artificial, lo que permite a los robots realizar tareas cada vez más complejas.

El canal a través del cual la robotización contribuye al aumento de la productividad, ya sea mediante mejoras dentro de los sectores o a partir de una reasignación estructural, constituye un aspecto central en el debate actual. La literatura empírica ha comenzado a mostrar evidencia concreta sobre los efectos positivos de la robotización en la productividad agregada. Estudios como “Robots and Firms” de Koch, Manuylov y Smolka (2019) no sólo identifican que las firmas que adoptan robots industriales experimentan un incremento mayor en la productividad (ellos hablan de que estos robots son como multiplicadores de productividad) que las que no incluyen robots, también encuentran que cerca de dos tercios del crecimiento en productividad atribuible a los robots proviene de ganancias de eficiencia directa dentro de las empresas que adoptan esta tecnología,

mientras que el tercio restante se explica por la reasignación de empleo desde empresas no adoptantes hacia aquellas más productivas que sí lo hacen. Esto abre las puertas a cuestionarse acerca de la linealidad del impacto de los robots industriales sobre la productividad. El propio Koch et al. (2019) identifica un efecto positivo, aunque decreciente, de la densidad de robots sobre la productividad, sugiriendo retornos marginales que tienden a disminuir a medida que aumenta su uso.

Otro estudio sobre el tema es el llevado a cabo por Acemoglu, Koster y Ozgen en "Robots and Workers: Evidence from the Netherlands" en el que a pesar de estar centrado en el impacto en el mercado de trabajo de Países Bajos, también estudian y mencionan conclusiones acerca del impacto sobre la productividad del país. Los resultados obtenidos indican que las firmas que adoptan el uso de robots industriales experimentan una suba aproximada del 14,9% en su output general, siendo este un dato muy similar al que consiguieron con estudios parecidos en Francia y en España, dando consistencia a los resultados. Además en el mismo informe, los autores, también remarcan que países como Canadá, Dinamarca y Estados Unidos siguen dinámicas similares.

A pesar de estos hallazgos, el impacto de los robots en la productividad sigue siendo un tema abierto y dinámico, siendo la misma definición un término cambiante gracias a la evolución tecnológica y la incorporación de la Inteligencia Artificial en los procesos productivos. Por un lado, existe una disparidad importante entre países y sectores en cuanto a la intensidad de uso de robots, lo cual sugiere un alto potencial no explotado. Por otro lado, muchas investigaciones se han concentrado en períodos previos a 2010, cuando el uso de robots estaba relativamente limitado. Actualmente, con la maduración de la industria de robots y su uso en nuevas áreas económicas, resulta oportuno actualizar y extender el análisis empírico a años más recientes.

En este sentido, nuestra tesis busca aportar evidencia actualizada sobre el impacto de la robotización en la productividad de 24 países distintos en América del Norte, Europa, y Asia, durante el período 2013-2019. Este marco temporal es particularmente interesante, ya que coincide con una etapa de aceleración en la adopción de tecnologías robóticas. Además, se trata de un período en el cual otras transformaciones tecnológicas (como la inteligencia artificial) comienzan a interactuar con la robótica, generando posibles efectos complementarios en la eficiencia productiva.

Si bien una parte considerable de la literatura se ha centrado en los efectos de la robotización en el mercado laboral o a nivel de firma, nuestro enfoque pretende ampliar la perspectiva hacia un área menos explorada: el impacto en la productividad agregada de los países, analizada de forma sistemática y con datos recientes. Además, considerando que el debate macroeconómico actual gira en torno a preocupaciones como la posibilidad de que las ganancias de productividad derivadas de la tecnología, en general, puedan haberse desacelerado (Gordon, 2012;

Summers, 2014; Acemoglu, 2019; Restrepo, 2020). Comprender el rol que juegan los robots en este contexto resulta más relevante que nunca.

### Metodología

Para abordar el estudio que se propuso, se buscó una metodología que se fundamente en la necesidad de capturar relaciones entre la productividad y las variables explicativas propuestas en esta tesis. Con el propósito de no limitar el análisis a fluctuaciones de corto plazo se optó por una especificación en niveles que utilice variables logarítmicas. Esta aproximación es consistente con la literatura de crecimiento económico de largo plazo y cambios en la productividad.

A su vez, este trabajo busca extender el estudio propuesto por Kromann (2020), en el que estudia los efectos de la automatización en la TFP en 9 países.

Este estudio comprende a 24 países, entre ellos: Alemania, Austria, Bélgica, Canadá, China, Corea del Sur, Dinamarca, España, Finlandia, Francia, Hungría, India, Italia, Japón, México, Noruega, Países Bajos, Polonia, Portugal, Reino Unido, República Checa, Rumania, Suecia y USA. Asimismo, el estudio actualizó el periodo de estimación para un periodo de tiempo que se comprende desde 2013-2019. Por el contrario, el paper de Kromann utiliza un periodo de estimación de 2004 a 2007.

Partiendo de una función de producción agregada tipo Cobb-Douglas, es posible expresar el nivel de producto de un país  $i$  en el período  $t$  como:

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\alpha} L_{it}^{1-\alpha}$$

donde  $Y_{it}$  representa el producto,  $K_{it}$  el stock de capital físico,  $L_{it}$  la cantidad de trabajo, y  $A_{it}$  la Productividad Total de los Factores (TFP), que capta la eficiencia con la que se combinan los factores productivos. Dado que el objetivo de este trabajo es analizar los determinantes de la TFP, se plantea una especificación funcional para  $A_{it}$  en función de variables que pueden influir en ella. Asimismo, el subíndice  $i$  hace referencia al país  $i$ , mientras que el subíndice  $t$  hace referencia al año  $t$ .

Asumiendo que la TFP está determinada por factores como el capital humano (HC), la inversión en investigación y desarrollo (I+D), el grado de automatización de la economía (RI) y un término de error. En particular, se propone que la TFP puede representarse mediante una función de tipo Cobb-Douglas, donde las variables de la misma serán explicadas con mayor profundidad en la sección de análisis. Asimismo, los coeficientes beta son los efectos marginales de cada variable sobre la TFP.

$$A_{it} = HC_{it}^{\beta_1} \cdot ID_{it}^{\beta_2} \cdot RI_{it}^{\beta_3} \cdot e^{\epsilon_i}$$

La lógica en nuestra especificación empírica se basa en la siguiente función de producción:

$$\log(A_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \log(HC_{it}) + \beta_2 \log(ID_{it}) + \beta_3 \log(RI_{it}) + \varepsilon_i$$

Adoptamos las especificaciones propuestas inicialmente por Coe y Helpman (1995) en donde las variaciones en la TFP son explicadas por variaciones en inversiones en investigación y desarrollo. Así mismo, sumamos del paper Kromann, L. et al. (2020) un índice para el stock de robots industriales relativo a la cantidad de empleados en la región  $i$  en el año  $t$ .

En este sentido, el paper de Coe y Helpman trata de explicar qué los niveles de productividad dependen del gasto en investigación y desarrollo tanto doméstico como extranjero.

En base a lo investigado en los dos papers mencionados previamente, decidimos tomar del paper de Coe y Helpman la noción de la variable de investigación y desarrollo como la variable explicativa de la productividad y del paper de Kromann tomamos la variable de stock de robots industriales.

Además del gasto en investigación y desarrollo y la transformación que se le hizo al stock de robots industriales, tomar el ratio stock de robots/empleados, esto será explicado en mayor profundidad más adelante, se tomó como variable explicativa al capital humano. La idea detrás de agregar el capital humano se tomó del paper de Mankiw, Romer, y Weil (1992), el cual amplía el modelo de Solow incorporando explícitamente el capital humano como un factor acumulable, además del capital físico. De esta manera, encontraron que incluir dicha variable brinda una mejora en la capacidad explicativa del modelo para predecir niveles de ingreso y crecimiento económico entre países.

Al igual que en los estudios que se tomaron como referencia para definir la función de producción, en este trabajo se optó por expresar las variables en su forma logarítmica. En primer lugar, tomar logaritmo permite interpretar a los coeficientes estimados como elasticidades o cambios porcentuales. Además, ya que la productividad suele presentar comportamientos volátiles, el uso del logaritmo resulta eficiente para estabilizar la varianza y reducir la heterocedasticidad para así obtener estimaciones más precisas.

En contraposición al uso de logaritmo se podría conjeturar la posibilidad del uso de primeras diferencias, metodología adoptada por Kromann en su paper, ya que este tipo de ecuaciones suele ser aplicada en casos en los que se trabaja con series de tiempo lo suficientemente extensas. Esta primera característica de primeras diferencias ayuda a descartar este método ya que el período de tiempo a estudiar es de corta extensión. Sumado a esto, primeras diferencias estudia cambios año a año mientras que utilizar logaritmos permite estudiar diferencias persistentes y estructurales entre países.

Debido a la naturaleza de los datos y a que el objetivo de esta tesis es hacer un estudio teniendo en cuenta diferentes períodos de tiempo, el modelo a desarrollar es uno que busca

capturar las dinámicas de las variables teniendo en cuenta diferentes rezagos a lo largo de los períodos de tiempo que comprenden a esta tesis.

Frente a esto, se optó por trabajar con datos de panel ya que esta metodología permite tener en cuenta efectos individuales no observados que varían entre unidades y que no necesariamente son constantes en el tiempo. Por esta razón, asumir que los países estudiados presentan efectos individuales que difieren tiene sentido desde la perspectiva de que cada país cuenta con una estructura productiva, contexto macroeconómico e idiosincrasia diferente. Asimismo, hablar de efectos constantes en el tiempo no sería conveniente para el presente estudio debido al dinamismo que se busca captar.

A partir de esta hipótesis podemos dejar de lado la idea de que utilizar efectos fijos resulta adecuado para esta temática, caso contrario al de Kromann. Pese a que, tradicionalmente, el modelo de efectos fijos ha sido una herramienta útil para controlar estas heterogeneidades no observables cuando se sospecha que están correlacionadas con las variables explicativas, Nickell (1981) alega en su paper que cuando se incorporan términos rezagados de la variable dependiente, como en los modelos dinámicos, el estimador de efectos fijos presenta un problema crucial generando estimaciones sesgadas e inconsistentes cuando el número de periodos temporales (T) es pequeño, incluso si el número de unidades (N) tiende a infinito. Más aún, Nickell habla de la posibilidad de tener sesgo de Hurwicz, que consiste en una estimación de una variable rezagada sesgada hacia abajo debido a que correlaciona con el término de error compuesto.<sup>1</sup>

Como el período estudiado va de 2013 a 2019 el problema de periodos temporales pequeños descrito por Nickell debe tenerse en cuenta. Asimismo, al no tener una cantidad de períodos propicia para poder separar el efecto de la variable rezagada y el efecto del error se podría generar el sesgo de Hurwicz. Sumado a esto, el estimador de OLS no sirve bajo este contexto, debido a que, el término del error está correlacionado con la variable explicativa del modelo, teniendo así, una inconsistencia en el estimador.

La solución que plantea Nickell en su paper es la de usar el Método Generalizado de Momentos (GMM), el estimador de este método permite abordar simultáneamente el problema de endogeneidad causado por la variable dependiente rezagada y controlar por la heterogeneidad no observable entre unidades.

Frente a esta combinación de panel corto, dinámica en la variable dependiente y endogeneidad potencial, el estimador Arellano-Bond ofrece una solución consistente y eficiente: al eliminar los efectos fijos mediante diferenciación y utilizar valores rezagados de las variables como

---

<sup>1</sup> En las tablas 7, 8 y 9 del anexo se encuentra la demostración, en la cual se ve el sesgo hacia abajo de efectos fijos en las variables significativas.

instrumentos, el estimador GMM en primeras diferencias permite corregir tanto el sesgo dinámico como los problemas de endogeneidad.

Asimismo, el procedimiento de Arellano y Bond incluye tests diagnósticos que permiten verificar la validez de los instrumentos (test de Hansen o Sargan) y la ausencia de autocorrelación de segundo orden en los errores (test de Arellano-Bond), lo cual brinda mayor robustez a las inferencias. Por estas razones, consideramos que el estimador GMM dinámico es el enfoque metodológico más adecuado para responder a nuestra pregunta de investigación.

En cuanto al armado de la base de datos estos fueron obtenidos principalmente de dos fuentes, la Penn World Table versión 10.01, Eurostat (Estadísticas de la Unión Europea), Banco Mundial e IFR (Industrial Federation of Robots).

De la primera fuente decidimos utilizar como productividad a la variable "CTFP", la misma describe el nivel de la productividad total de los factores de un determinado país relativa a la de Estados Unidos (normalizada a 1). Para efectuar el análisis optamos por tomar logaritmo a esta y a las demás variables a mencionar para así obtener resultados que gocen de mayor claridad.

Siguiendo con la Penn World Table decidimos también utilizar la variable HC. La misma describe el capital humano de cada país por medio de la implementación de distintos indicadores como por ejemplo, los años de escolarización y los retornos a la educación.

En pos de tener en cuenta el gasto en investigación y desarrollo como porcentaje del Producto Interno Bruto (PIB) utilizamos datos de Eurostat así como también del Banco mundial para obtener el gasto en investigación y desarrollo, por otra parte, los datos del PIB fueron obtenidos de la Penn World Table, más específicamente la variable rgdpo, la cual mide el mismo en términos reales y en dólares de 2017. Con estos datos armamos la variable ID.

Con la intención de tener en cuenta el uso de robots decidimos crear la variable RI, la cual mide la intensidad de uso de robots. Para calcular esto dividimos el número de robots por la cantidad de empleados en cada país. El número de robots fue obtenido de la IFR mientras que para la cantidad de empleados se volvió a utilizar la Penn World Table con la variable emp, la cual mide el número de personas empleadas en millones. Con esta información calculamos el ratio robots empleados. Sumado a esto, con el fin de tener en cuenta una posible relación no lineal entre la productividad y la intensidad de uso de robots decidimos calcular la intensidad de uso de robots al cuadrado.

Entrando en la especificidad del modelo dinámico que se busca proponer, en pos de capturar de manera adecuada la inercia y persistencia de la productividad de los países a analizar se optó por incluir un rezago de la variable dependiente ( $\log\_A$ ). De esta manera es posible reflejar la forma en la que el nivel de productividad del período  $t$  está influenciado por sus valores en  $t_{-1}$ .

Asimismo, se decidió incluir los rezagos de primer orden de los logaritmos de las variables explicativas de Investigación y Desarrollo, Capital Humano e Intensidad de Uso de Robots ( $\log\_ID$ ,  $\log\_HC$  y  $\log\_RI$ ) con el objetivo de reflejar de manera más realista el retardo temporal con el que estas variables influyen sobre la productividad. Esta decisión responde a la idea de que tanto el capital humano como el gasto en investigación y desarrollo, así como la incorporación de robots industriales, no generan un impacto inmediato sobre la eficiencia productiva, sino que requieren de un proceso de adaptación y maduración. Además, al utilizar valores rezagados de estas variables, se reduce la posibilidad de que las mismas se encuentren correlacionadas con shocks contemporáneos del término de error, mitigando así potenciales problemas de endogeneidad. En este marco, la incorporación de rezagos no solo responde a consideraciones teóricas, sino que también fortalece la validez empírica del modelo estimado al evitar sesgos en los coeficientes y mejorar la calidad de los instrumentos utilizados en el contexto del estimador GMM.

## Análisis

Comenzando con el análisis, un primer paso fue el de confeccionar distintas estadísticas descriptivas para entender en mayor profundidad los datos a utilizar.

**Table 1: Estadísticas descriptivas de las variables principales**

<b>Variable</b>	<b>Obs</b>	<b>Media</b>	<b>Desv. Est.</b>	<b>Mín.</b>	<b>Máx.</b>
log_A	168	-0.271	0.239	-0.916	0.255
log_ID	168	-4.073	0.747	-6.903	-3.073
log_HC	168	1.175	0.145	0.708	1.327
log_RI	149	-1.847	1.090	-5.531	0.456
log_RI_sq	149	4.590	5.555	0.002	30.596

### **Notas:**

**log\_A:** Logaritmo de la productividad.

**log\_ID:** Logaritmo de Investigación y Desarrollo.

**log\_HC:** Logaritmo del Capital Humano.

**log\_RI:** Logaritmo de la variable Robot Intensity.

**log\_RI\_sq:** Logaritmo de la variable Robot Intensity Square.

Lo que respecta al crecimiento y variabilidad de las variables explicativas del modelo será discutido más adelante teniendo en cuenta los plots.

De lo observado en la tabla 1 se destaca que las diferentes variables utilizadas en el modelo reflejan una gran heterogeneidad entre sí, tanto en niveles como en dispersión. Como primera observación, podemos notar que la productividad total de los factores (**log\_A**) muestra una media negativa con una desviación estándar moderada y cercana a 0, lo que sugiere que la mayoría de países tienen niveles de TFP inferiores al de Estados Unidos. Otra observación para destacar son los valores máximo y mínimos que tiene esta variable, teniendo como máximo 0.25 y como mínimo -0.91. Por otra parte, **log\_ID** revela una variabilidad elevada, lo cual se puede pensar como evidencia por las diferencias estructurales en innovación entre países. Al mismo tiempo, y al igual que **log\_A**, se puede observar que la media es negativa. Por último, tanto el valor mínimo como el máximo son valores negativos, siendo el menor -6.90 y el mayor -3.07. El capital humano, por su parte, presenta una distribución más concentrada, lo que sugiere que entre los países no existe una diferencia extrema en la escolarización promedio o calidad educativa. La principal diferencia entre **log\_HC** y el resto de variables es el valor de la media positiva, lo cual indica que el nivel de capital humano de la mayoría de los países de la muestra es mayor a 1. La poca variabilidad se puede observar por los valores máximos y mínimos que toman, siendo 1.32 el máximo y 0.70 el mínimo. Por último, en cuanto a la intensidad de uso de robots (**log\_RI**), se evidencia una gran dispersión, con valores mínimos en torno a -5.53 y valores máximo apenas positivos (0.45). Esta gran asimetría muestra que

hay una diferencia significativa entre países altamente automatizados y aquellos con escasa incorporación de robots. Finalmente, el valor de  $\log\_RI\_sq$  confirma esta variabilidad, mostrando valores máximo significativamente altos, reforzando la idea de que los efectos no lineales de la robotización pueden ser relevantes y justificando la inclusión en el modelo empírico.

Una posible hipótesis a discutir podría ser que aquellos países con mayor gasto en investigación y desarrollo cuentan con una mayor intensidad de uso de robots. Asimismo, uno podría alegar que el capital humano afecta a la implementación de robots en los procesos productivos.

En pos de discutir estas ideas, se optó por calcular la correlación de Pearson entre el logaritmo de las variables HC, ID, A y RI. Este tipo de correlación resultó beneficiosa para el análisis debido a que, en primer lugar, utilizar correlaciones pareadas permite evitar sesgar resultados cuando se trabaja con una base de datos pequeña como es el caso de este estudio. En segundo lugar, brinda simplicidad y claridad a la hora de establecer relaciones entre variables. Al ser una medida estándar, permite interpretar fácilmente la fuerza y la dirección de las relaciones entre las variables  $\log\_A$ ,  $\log\_HC$ ,  $\log\_ID$  y  $\log\_RI$ , lo que contribuye a una comprensión más accesible y directa de los datos.

**Table 2: Correlación de Pearson (2013–2019)**

<b>log_ID</b>	<b>log_HC</b>	<b>log_RI</b>	<b>log_A</b>
<b>log_ID</b>	1.000		
<b>log_HC</b>	0.449* (0.000)	1.000	
<b>log_RI</b>	0.536* (0.000)	0.593* (0.000)	1.000
<b>log_A</b>	0.235* (0.002)	0.629* (0.000)	0.205* (0.012)

**Notas:** Correlaciones de Pearson. p-valores entre paréntesis.  
**log\_A:** Logaritmo de la productividad.  
**log\_ID:** Logaritmo de Investigación y Desarrollo.  
**log\_HC:** Logaritmo del Capital Humano.  
**log\_RI:** Logaritmo de la variable Robot Intensity.

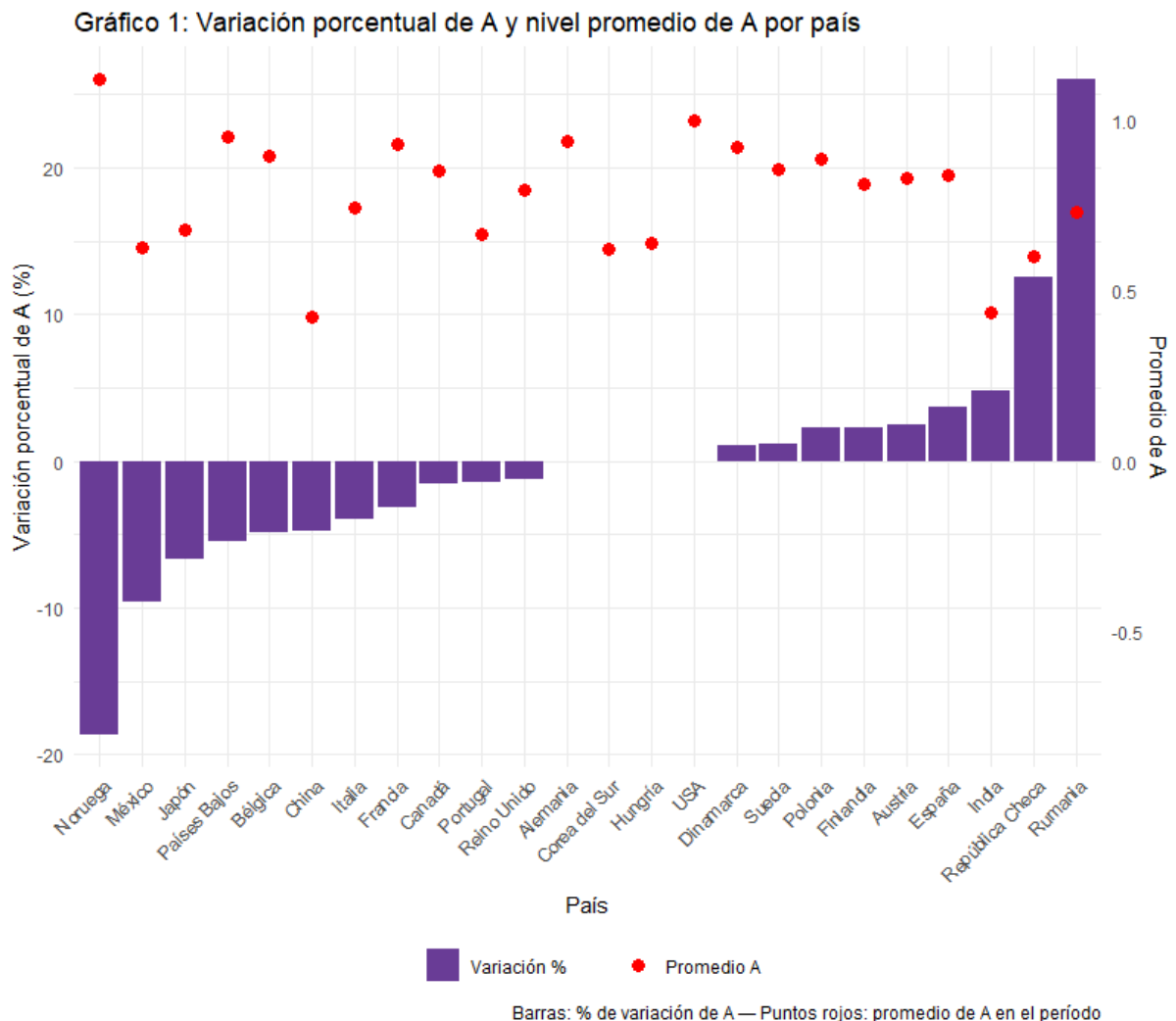
En base a lo observado en la tabla 2 hay una correlación positiva y moderada entre el  $\log\_ID$  y  $\log\_RI$ , lo que brinda evidencia empírica a la idea de que países con un mayor nivel del gasto en investigación y desarrollo son más robots intensivos.

Continuando con el análisis, vemos que la correlación entre  $\log\_RI$  y  $\log\_HC$  también es positiva.

Asimismo, se puede apreciar una correlación moderada y positiva entre  $\log_{ID}$  y  $\log_{HC}$ , lo cual goza de cierta lógica si se tiene en cuenta que el gasto en investigación y desarrollo impulsa la necesidad de habilidad y conocimiento.

Por último, la variable  $\log_A$  presenta una relación positiva tanto con  $\log_{ID}$ ,  $\log_{HC}$  como con  $\log_{RI}$ . La correlación más relevante se observa con  $\log_{HC}$ , lo cual indica una relación directa y de magnitud moderadamente fuerte. Por otro lado, las correlaciones con  $\log_{ID}$  y  $\log_{RI}$  muestran asociaciones más débiles pero también positivas. Esto significa que, en general, un incremento en  $\log_A$  suele ir acompañado de aumentos en las otras variables, aunque dicho efecto varía en fuerza según el par de variables considerado.

Observando los siguientes gráficos, se evidencia que las variables clave del análisis presentan variabilidad tanto entre países como a lo largo del tiempo (2013–2019).



Es importante aclarar en un principio que con variación porcentual nos referimos al cambio relativo entre los valores de cada variable en los años 2013 y 2019, calculado como porcentaje del valor inicial (2013).

El gráfico 1 muestra la variación porcentual de la variable A, así como su nivel promedio durante el período considerado, para un conjunto de países. Las barras verticales representan el cambio porcentual acumulado de A, mientras que los puntos rojos marcan el valor promedio de dicha variable en cada país. Esta combinación permite observar no solo qué tanto varió A, sino también en qué niveles se mantuvo, en promedio, brindando una mirada más completa sobre su evolución.

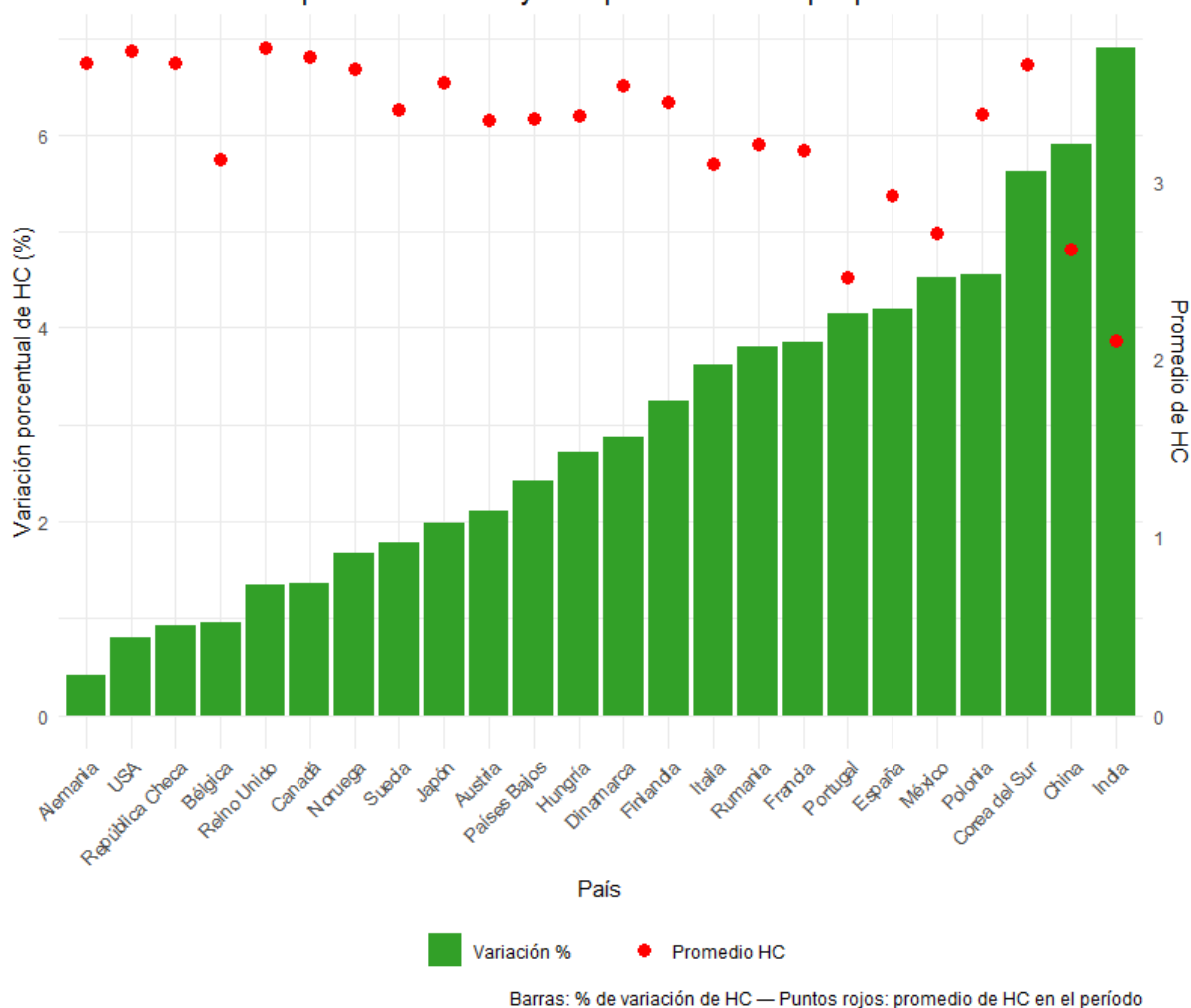
En primer lugar, se destacan aquellos países que experimentaron una caída en la variable A. Entre ellos, Noruega presenta la mayor disminución, cercana al 20%, seguida por México, Japón, Países Bajos y Bélgica, que también exhiben caídas considerables. Este grupo está compuesto en su mayoría por economías desarrolladas, lo cual podría indicar que partían de valores altos de A pero enfrentaron algún tipo de deterioro en el período analizado. A pesar de esta baja, los puntos rojos muestran que sus niveles promedio de A siguen siendo relativamente elevados, lo que sugiere que, si bien hubo retrocesos, su posición estructural no se vio completamente comprometida.

Por otro lado, en el extremo derecho del gráfico 1 se ubican países como India, República Checa y especialmente Rumania, que muestran un comportamiento opuesto. Estos países registran aumentos significativos en A, siendo Rumania el caso más llamativo, con un crecimiento superior al 30% y un valor promedio de A que se encuentra entre los más altos del grupo. Esto sugiere que estos países, posiblemente partiendo de niveles iniciales bajos, lograron mejorar sostenidamente a lo largo del período. En estos casos, tanto la tendencia como el promedio se alinean positivamente, reforzando la idea de un proceso de convergencia o fortalecimiento institucional/económico, según qué mida la variable A.

También es interesante observar a los países ubicados en el centro del gráfico 1, que muestran variaciones cercanas a cero. Esto podría interpretarse como una situación de estancamiento o estabilidad, dependiendo del contexto. Algunos de ellos, como Alemania, Corea del Sur y Estados Unidos, mantienen niveles promedios de A relativamente altos, lo que sugiere que han conservado su posición sin cambios significativos.

En síntesis, el gráfico 1 evidencia tres patrones distintos: países que partieron de niveles altos y cayeron, países que partieron de niveles bajos y crecieron con fuerza, y países que mantuvieron su nivel sin mayores cambios.

Gráfico 2: Variación porcentual de HC y nivel promedio de HC por país



El gráfico 2 presentado muestra la variación porcentual del capital humano (HC) y su nivel promedio por país durante el período analizado. A través de las barras verdes se observa el crecimiento relativo del HC en cada país, mientras que los puntos rojos indican el valor promedio de dicho indicador.

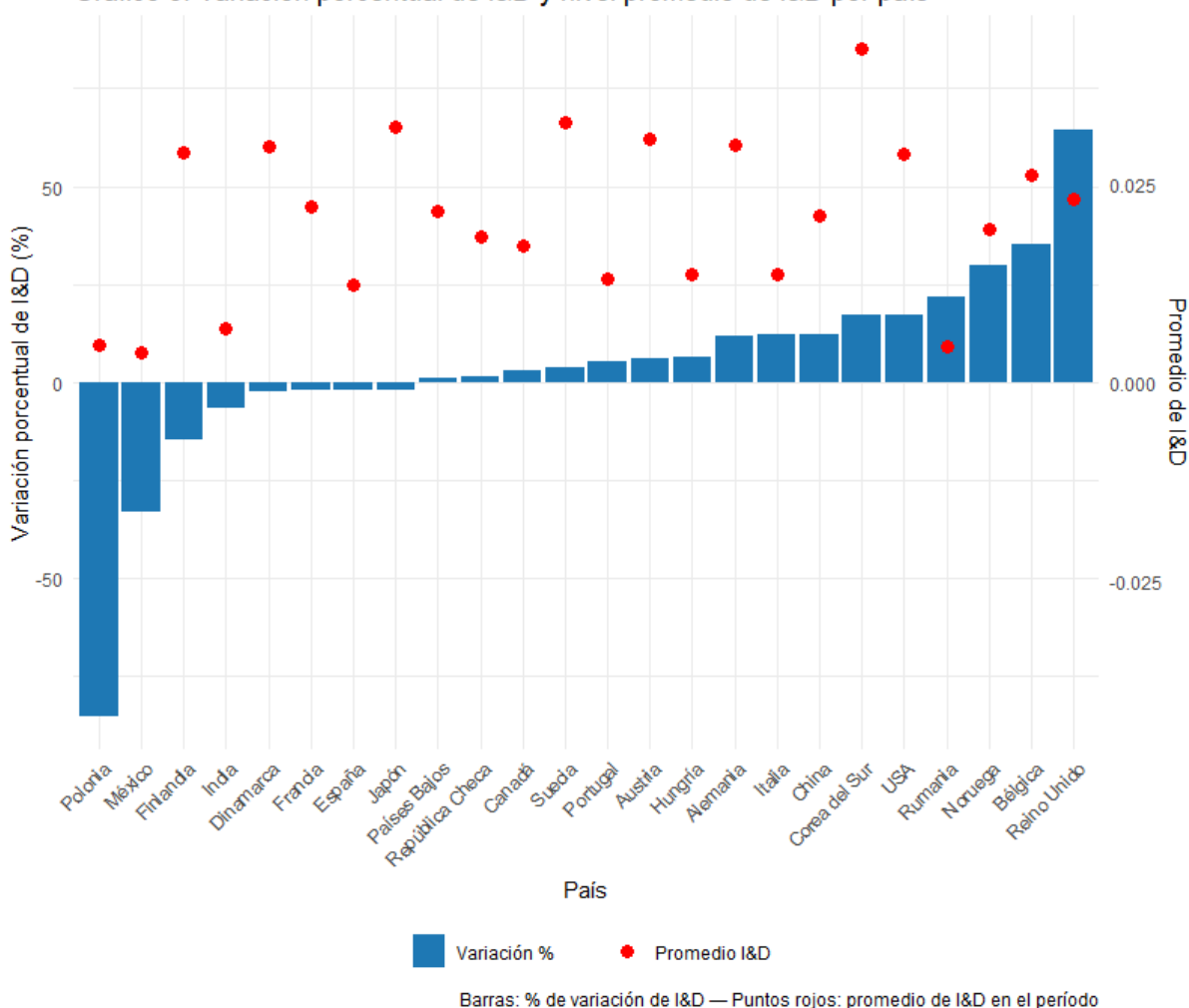
Un primer aspecto destacable es que los países desarrollados, como Alemania, Estados Unidos, Reino Unido y Bélgica, exhiben niveles promedio de capital humano significativamente altos, aunque con variaciones porcentuales muy bajas. Esto sugiere que estas economías ya cuentan con una base sólida en términos de HC, por lo que su ritmo de crecimiento es más limitado, posiblemente debido a que ya alcanzaron un punto cercano al techo de este indicador.

En contraposición, economías emergentes como India, China y, en menor medida, México o Polonia, muestran un patrón diferente: presentan un crecimiento elevado del capital humano, pero partiendo de niveles promedio mucho más bajos. Este comportamiento es consistente con procesos de convergencia, donde países rezagados comienzan a cerrar la brecha en HC con respecto a las economías más avanzadas.

También se destacan algunos países europeos, como España, Italia o Portugal, que se ubican en una posición intermedia tanto en términos de crecimiento como de nivel de capital humano, lo que podría interpretarse como una trayectoria de mejora gradual.

Por lo tanto, tenemos que el gráfico 2 refleja dos conclusiones principales. Por un lado, tenemos una consolidación del capital humano en economías avanzadas. Por otro lado, existe un proceso de expansión del capital humano en países en desarrollo, lo cual podría tener implicancias importantes en términos de competitividad y crecimiento a largo plazo.

Gráfico 3: Variación porcentual de I&D y nivel promedio de I&D por país



El gráfico 3 presenta simultáneamente la variación porcentual acumulada de la inversión en investigación y desarrollo (I+D) a lo largo del período analizado, representada por las barras azules, y el nivel promedio de dicha inversión en cada país, indicada por los puntos rojos. Esta doble dimensión permite observar no solo la evolución de la I+D en términos relativos, sino también el esfuerzo estructural sostenido de cada país en esta materia.

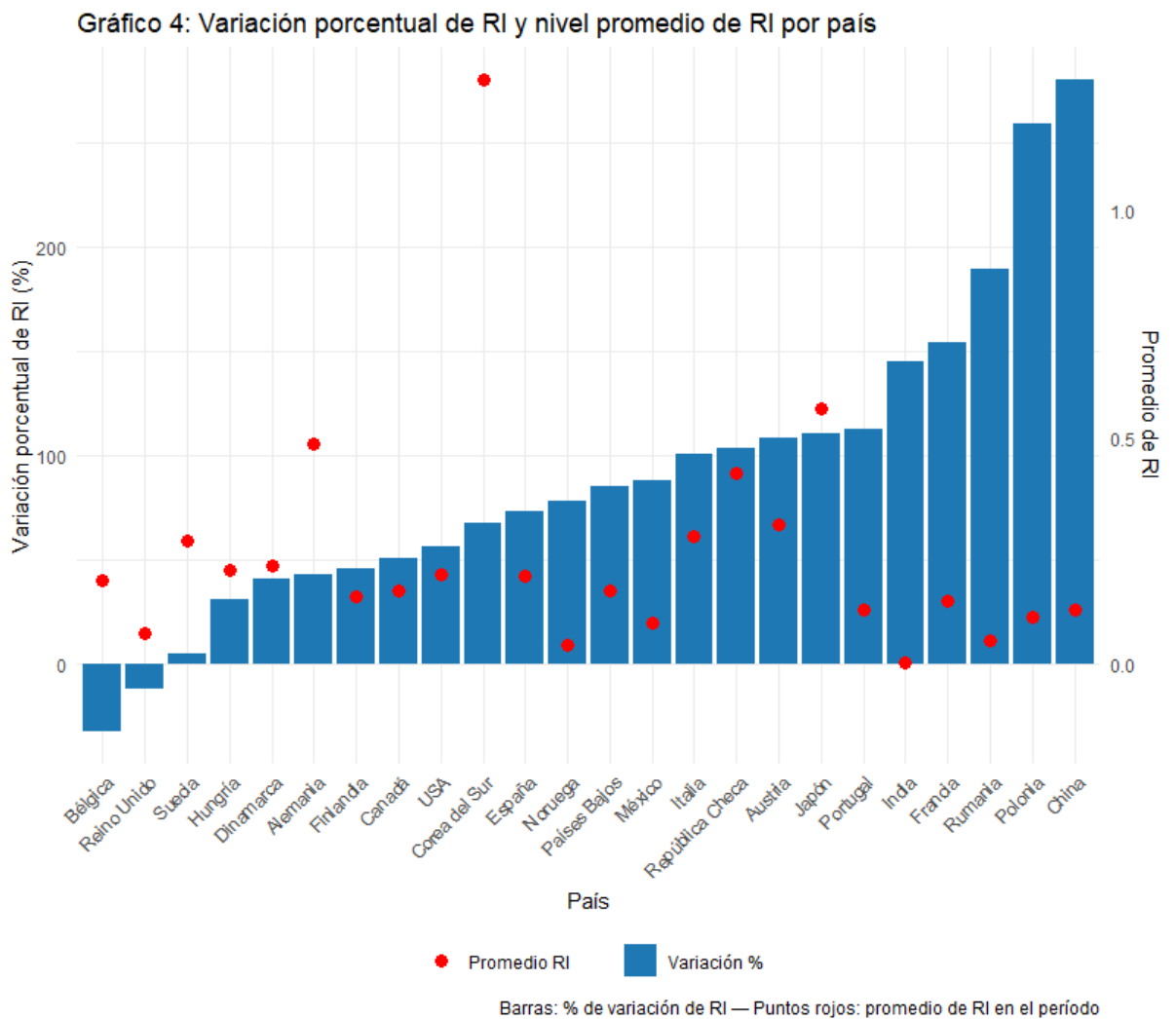
En primer lugar, se observa que Polonia y México experimentaron las caídas más pronunciadas en su inversión en I+D, con una reducción significativa en términos porcentuales,

especialmente en el caso de Polonia, que supera el 50%. Estos retrocesos se dan, además, sobre niveles promedio bajos, lo cual sugiere un debilitamiento sostenido de sus capacidades de innovación. Por el contrario, países como Francia, Japón, Países Bajos y Dinamarca muestran variaciones prácticamente nulas en su inversión, pero mantienen niveles promedio elevados. Este comportamiento indica una consolidación de su esfuerzo innovador, sin necesidad de aumentos recientes, probablemente porque ya partían de una base tecnológica avanzada.

Por otro lado, otros países, como Portugal, Hungría, Austria o Rumania, presentan un crecimiento porcentual moderado en su inversión en I+D, aunque sus niveles promedio se mantienen relativamente bajos. Esto puede interpretarse como un intento reciente de fortalecer sus capacidades tecnológicas, posiblemente en el marco de estrategias de convergencia o modernización productiva. En el extremo opuesto, se destacan Noruega, Bélgica y Reino Unido, que no solo muestran aumentos significativos en su inversión durante el período, sino que además lo hacen desde niveles promedio elevados. Esta combinación refleja un compromiso sostenido y creciente con la innovación, posicionándolos como referentes en términos de política tecnológica.

Por último, países como Corea del Sur y Estados Unidos exhiben una dinámica de alta estabilidad: sus niveles promedio de I+D son muy elevados, y aunque el crecimiento porcentual no es el más alto del grupo, logran mantener un esfuerzo constante en el tiempo. En conjunto, el gráfico 3 pone de manifiesto la fuerte heterogeneidad entre países tanto en el ritmo de evolución como en la intensidad estructural de la inversión en I+D. Estas diferencias pueden tener implicancias significativas para el crecimiento de la productividad y la convergencia tecnológica, tal como se discute en los capítulos siguientes.

El siguiente gráfico 3 presenta dos dimensiones de la intensidad de uso de robots (RI), por un lado, la variación porcentual de RI (barras azules) y por otro lado el nivel promedio de RI durante el periodo (2013-2018). En el mismo se puede observar que hubo un incremento generalizado en la mayoría de los países, reflejando una tendencia creciente en la adopción de tecnologías automatizadas a lo largo del periodo.



En términos de variación porcentual, los países que se destacan por sus mayores aumentos son China, Polonia y en menor medida Rumanía y Finlandia. Estos países se caracterizan por empezar el periodo teniendo valores bajos de RI, sugiriendo que durante este periodo experimentaron una transición tecnológica y modernización industrial porcentualmente mayor a la de los demás países.

Por otro lado, países como Bélgica y Reino Unido, muestran una variación porcentual negativa, a pesar de tener un promedio de RI similar a los demás países.

El gráfico 4 también nos permite observar que un alto nivel de RI promedio no necesariamente implica altas tasas de crecimiento porcentual. Por ejemplo, Corea del sur tiene, con

amplia diferencia, el nivel promedio de RI más alto. Sin embargo, su tasa de crecimiento es similar a las de los demás países.

De forma general, en los gráficos de volatilidad (gráfico 5, 6, 7 y 8 del anexo) se observa que los países con economías desarrolladas presentan menor volatilidad, lo que puede sugerir mayor estabilidad institucional, regulatoria y económica. Por el contrario, las economías emergentes exhiben mayores niveles de volatilidad, lo que puede reflejar procesos de cambio estructural, inestabilidad macroeconómica o políticas públicas menos consolidadas.

En el gráfico 5, países como Rumania presentan la mayor volatilidad de productividad, mientras que economías avanzadas como Estados Unidos, Francia y Dinamarca muestran valores significativamente más bajos. Esto indica que la productividad en estas últimas se comporta de forma más estable en el tiempo.

En el gráfico 6, India, China y Corea del Sur encabezan la lista de volatilidad de HC. Esto puede deberse a procesos de rápida expansión en sus sistemas educativos. En cambio, países como Alemania, Reino Unido y EE.UU. presentan variaciones muy bajas, reflejando sistemas consolidados.

Con respecto al gráfico 7, Polonia destaca con una volatilidad extremadamente alta, muy por encima del resto. Le siguen México, Reino Unido y Rumania. En contraposición, países como Francia, Canadá y Países Bajos exhiben una gran estabilidad en su inversión en innovación, lo que sugiere la existencia de políticas de investigación más sostenidas en el tiempo.

Por último, el gráfico 8 muestra alta volatilidad en países como Rumania, China, Hungría y Portugal, mientras que Alemania, EE.UU. y Suecia, a pesar de ser líderes en automatización, presentan un crecimiento más ordenado y estable.

El siguiente paso de este análisis consistió en efectuar un Arellano–Bond (figura 8) con el fin de capturar la persistencia y el retraso con que los choques en productividad, I+D, capital humano y robotización se transmiten a lo largo del tiempo. En particular, se incluyó un único rezago estructural ya que el panel utilizado es de pocos períodos, un mayor número de rezagos implicaría menos grados de libertad y un exceso de instrumentos, lo que afecta tanto la eficiencia como la robustez de las estimaciones. Esta manera de utilizar rezagos es consistente con lo recomendado por Roodman(2009) acerca del uso excesivo de instrumentos. Del mismo modo, Roodman argumenta que al tener muchos instrumentos, se puede ajustar demasiado el modelo a los datos, lo cual reduce la efectividad de los instrumentos para eliminar la endogeneidad. Así mismo, un número grande de instrumentos debilita el test de Hansen.

Cabe destacar que si bien el estimador de Arellano-Bond suele operar con primeras diferencias se optó por especificar las variables del modelo de en niveles logarítmicos, tal como se justificó previamente. La mencionada transformación permite interpretar elasticidades, estabilizar la

varianza y preservar relaciones estructurales entre países, lo cual es consistente con el objetivo del trabajo.

Table 3: Resultados de la estimación Arellano-Bond para log\_A

	Coef.	Std. Err.	z	P	z	[95% Conf. Interval]
L.log_A	0.332	0.122	2.73	0.006		[0.093, 0.571]
L.log_ID	0.003	0.007	4.62	0.000		[0.002, 0.005]
L.log_HC	-0.294	0.478	-0.62	0.535		[-1.223, 0.634]
log_RI	0.215	0.010	2.12	0.034		[0.016, 0.414]
L.log_RI	0.010	0.013	0.81	0.418		[-0.015, 0.035]
_cons	0.261	0.592	0.44	0.660		[-0.899, 1.420]

**Notas:**

L.log\_A: Logaritmo rezagado de la productividad.

log\_ID: Logaritmo de Investigación y Desarrollo.

L.log\_HC: Logaritmo rezagado del Capital Humano.

log\_RI: Logaritmo de la variable Robot Intensity.

L.log\_RI: Logaritmo rezagado de la variable Robot Intensity.

Errores estándar ajustados por clustering en *Pais\_num*.

Número de observaciones = 101; Número de grupos = 24.

Observaciones por grupo: mínimo = 4, máximo = 5, promedio = 4.208.

Número de instrumentos = 20. Wald  $\chi^2(5) = 38.40$ ,  $p = 0.0000$ .

Los coeficientes muestran que la productividad rezagada ejerce un efecto positivo y significativo sobre la productividad actual, lo que confirma la inercia tecnológica entre períodos.

El término contemporáneo de log\_RI (intensidad de robots) resulta asimismo significativo, con su coeficiente de 0.021 con un p-value de 0.034, mientras que sus rezagos no alcanzan los valores de significatividad al igual que el capital humano. En el caso del capital humano, se puede justificar con lo dicho anteriormente de que parte de los indicadores que componen la variable HC están relacionados con años de escolarización. Al no ser, el periodo analizado, suficientemente largo (2013-2019), no se alcanza a apreciar su impacto en la productividad. Estos resultados invitan a considerar la existencia de umbrales de eficiencia tecnológica, en los que el impacto marginal de la automatización depende de la calidad institucional, la infraestructura digital y la capacidad del mercado laboral para adaptarse a nuevas tecnologías. Además, refuerzan la idea de que la robotización no debe analizarse de forma aislada, sino como parte de un ecosistema más amplio de innovación y capital humano.

Por otro lado, el rezago de I+D es positivo y significativo, lo que sugiere que su implementación y sus efectos sobre la productividad total de los factores (TFP) no son inmediatos, sino que se manifiestan con cierto rezago temporal, como sugiere la literatura dispuesta por Griffith, R., Redding, S., & Van Reenen, J. (2000).

Para asegurar la validez de los instrumentos generados a partir de rezagos de segundo orden en adelante, se implementó el test de autocorrelación Arellano-Bond.

Table 4: Test de Arellano-Bond para autocorrelación en errores en primeras diferencias

Orden	z	Prob $\chi^2$  z
1	-1.309	0.191
2	-0.072	0.943

**Hipótesis nula (H0):** no hay autocorrelación.

No se detectó autocorrelación de segundo orden en los residuos en primeras diferencias ( $p = 0.943$ ), lo que respalda la validez de los instrumentos utilizados. Esto garantiza que los rezagos empleados cumplen adecuadamente su rol, evitando correlación serial en los errores del modelo dinámico. De este modo, la especificación adoptada, con un solo rezago estructural y varios rezagos instrumentales, ofrece una estimación consistente y eficiente del efecto de la robotización y demás determinantes sobre la productividad agregada de los países analizados.

Con el fin de explorar posibles efectos no lineales entre la robotización y la productividad, se incorporó al modelo una especificación cuadrática del uso de robots. Para ello, se utilizó la variable  $\log\_RI\_sq$  (creada anteriormente), correspondiente al cuadrado del logaritmo de la intensidad de robots, junto con su rezago. Esta extensión permite capturar si existen retornos decrecientes en la relación entre el uso de robots industriales y la productividad agregada. La inclusión de ambos términos (lineal y cuadrático) posibilita detectar si el efecto marginal de los robots sobre la productividad se atenúa a medida que aumenta su densidad. Esta especificación fue estimada utilizando el Método Generalizado de Momentos en primeras diferencias junto con el estimador de Arellano-Bond, manteniendo un solo rezago y utilizando como instrumentos los rezagos de segundo orden y posteriores. Asimismo, y como hicimos anteriormente, realizamos los tests de autocorrelación de primer y segundo orden, donde no se encontró evidencia de autocorrelación de segundo orden en los residuos, lo cual valida la consistencia del modelo.

Table 5: Resultados de la estimación Arellano-Bond para  $\log_A$  (con término cuadrático de  $\log_{RI}$ )

	Coef.	Std. Err.	z	P $\hat{\lambda}$  z	[95% Conf. Interval]
L.log_A	0.296	0.120	2.480	0.013	[0.062, 0.531]
L.log_ID	0.004	0.001	4.270	0.000	[0.002, 0.006]
L.log_HC	-0.184	0.530	-0.350	0.728	[-1.223, 0.855]
log_RI	0.044	0.027	1.610	0.108	[-0.010, 0.097]
L.log_RI	-0.041	0.032	-1.270	0.203	[-0.104, 0.022]
log_RI_sq	0.008	0.009	0.940	0.347	[-0.009, 0.025]
L.log_RI_sq	-0.013	0.007	-1.840	0.065	[-0.027, 0.001]
_cons	0.099	0.659	0.150	0.880	[-1.192, 1.391]

**Notas:**

L.log\_A: Logaritmo rezagado de la productividad.

L.log\_ID: Logaritmo rezagado de Investigación y Desarrollo.

L.log\_HC: Logaritmo rezagado del Capital Humano.

log\_RI: Logaritmo de la variable Robot Intensity.

L.log\_RI: Logaritmo rezagado de la variable Robot Intensity.

log\_RI\_sq: Logaritmo del cuadrado de Robot Intensity.

L.log\_RI\_sq: Logaritmo rezagado del cuadrado de Robot Intensity.

Estimación Arellano-Bond en dos pasos. Errores estándar robustos ajustados por clustering en *Pais\_num*.

Variable dependiente:  $\log_A$ . El modelo incluye rezagos de:  $\log_A$ ,  $\log_{RI}$  y  $\log_{RI\_sq}$ .

En base a los resultados obtenidos, más específicamente el p-valor del primer lag de la variable  $\log_{RI\_sq}$  (0.065) se puede observar que, a partir de cierto umbral de densidad robótica en la producción, el impacto marginal de la implementación de robots comienza a disminuir. Esto sugiere la existencia de una relación cóncava entre la productividad y la intensidad en el uso de robots.

Por otro lado, el coeficiente contemporáneo de  $\log_{RI}$  resulta positivo y presenta un débil nivel de significancia, mientras que su rezago tiene coeficiente negativo y no significativo, lo que refuerza la idea de una posible saturación en los beneficios del uso de robots. Se mantiene la significancia del rezago de la productividad, lo que evidencia persistencia temporal, y queda demostrado que el gasto en I+D impacta en la productividad con un año de retraso debido a su alto nivel de significancia.

De manera complementaria, con el fin de verificar la validez de los instrumentos que se utilizó en la estimación de GMM, se implementaron tests de autocorrelación propuestos por la literatura Arellano y Bond.

Table 6: Test de Arellano-Bond para autocorrelación en errores en primeras diferencias

Orden	z	Prob $\hat{\lambda}$  z
1	-1.203	0.229
2	-0.603	0.546

**Hipótesis nula (H0):** no hay autocorrelación.

Con esto, el test de primer orden (AR(1)) no arrojó evidencia estadísticamente significativa de autocorrelación en los errores de las primeras diferencias ( $p = 0.229$ ). Si bien este resultado puede parecer atípico dado que usualmente se espera encontrar autocorrelación de primer orden en modelos en diferencias, no representa un problema metodológico en sí mismo. Esto se debe a que, en el contexto de modelos Arellano-Bond, la transformación en primeras diferencias introduce de manera natural autocorrelación de primer orden, por lo que su ausencia no invalida el modelo ni afecta la consistencia de los estimadores. Más importante aún, el test de segundo orden (AR(2)) también resultó no significativo ( $p = 0.546$ ), lo que indica que no existe autocorrelación de segundo orden en los residuos. Este último resultado respalda la validez de los instrumentos generados a partir de rezagos de segundo orden, garantizando que el modelo estimado cumple con los supuestos necesarios para la consistencia de los estimadores GMM.

### Conclusiones e Ideas a Futuro

El presente trabajo partió de una pregunta teórica central: ¿Cómo y a través de qué canales la adopción de robots industriales incide sobre la productividad agregada de los países? También se planteó un interrogante complementario: ¿El efecto de la robotización sobre la productividad presenta retornos constantes y decrecientes?

En base a los resultados evidenciados en este escrito la Productividad Total de los Factores está correlacionada de manera positiva con la intensidad de uso de robots, especialmente cuando se utiliza como método de estimación un modelo dinámico del tipo Arellano-Bond que captura tanto la inercia como los posibles efectos rezagados.

Asimismo, se observa la existencia de persistencia tecnológica, el coeficiente de la productividad rezagada es positivo y significativo, lo cual indica que los aumentos en la productividad tienden a sostenerse en el tiempo.

En lo que respecta al término no lineal de las regresiones la intensidad de uso de robots muestra un impacto positivo a niveles medios y bajos de densidad robótica. No obstante, se identificaron rendimientos decrecientes a escala, por lo que a determinado punto un mayor uso de robots no se traduce en grandes aumentos proporcionales de productividad.

A su vez, retomando los resultados de la correlación de Pearson, se observa una relación positiva entre la intensidad de uso de robots tanto con el capital humano como con el gasto en investigación y desarrollo, lo que confirma que aquellos países con un mayor nivel de desarrollo son más robot intensivos que los de menor.

En términos de política económica, los resultados sugieren que la inversión en robots puede ser una herramienta válida para elevar la productividad, pero que su efectividad marginal disminuye a altos niveles de adopción, posiblemente por cuellos de botella complementarios, como insuficiencia en habilidades técnicas, infraestructura o coordinación institucional. En este sentido, la robotización debe pensarse como parte de una estrategia más amplia, que integre inversión en capital humano, desarrollo de capacidades locales, y un entorno institucional que facilite la absorción tecnológica.

En síntesis, los tests y regresiones implementadas validan los resultados obtenidos en este estudio, los cuales denotan que la robotización ha tenido un fuerte impacto en la productividad de los países estudiados, pero que también su efecto tiene límites que deben ser considerados en las decisiones de política económica e inversión tecnológica.

En cuanto al futuro, actualmente estamos viendo un avance tecnológico importante por el lado de la inteligencia artificial. Esto tiene un efecto complementario con la robótica ya que su implementación permitiría la realización de tareas más complejas por parte de los robots

industriales. Por lo que es lógico pensar que el resultado sería una intensificación del efecto positivo de robots sobre la productividad.

Por otro lado, y en línea con la intención de capturar de manera más amplia el impacto del cambio tecnológico sobre la productividad, se propone incorporar como variable explicativa la cantidad de patentes otorgadas en tecnologías vinculadas a la automatización, la robótica y la inteligencia artificial. Esto, debido a que, las patentes pueden constituir en un indicador representativo de la actividad innovadora de un país y permiten aproximar el nivel de desarrollo tecnológico desde una perspectiva cualitativa, complementaria al uso efectivo de tecnologías como los robots industriales.

La inclusión de esta variable permitiría analizar si el esfuerzo innovador, orientado al desarrollo de nuevas tecnologías, tiene una correlación significativa con la evolución de la Productividad Total de los Factores. Asimismo, podría explorarse si existe una interacción complementaria entre la cantidad de patentes tecnológicas y el grado de robotización. Esto permitiría observar si, los países que no solo adoptan tecnologías automatizadas sino que también generan innovación propia en estos campos, presentan mejoras superiores en sus niveles de productividad.

En definitiva, avanzar hacia modelos que incorporen estas dinámicas permitiría no sólo estimar efectos más precisos, sino también aportar a un diseño de políticas tecnológicas más efectivo y contextualizado.

Anexo

Gráfico 5

Volatilidad de log(A) por país (2013–2019)

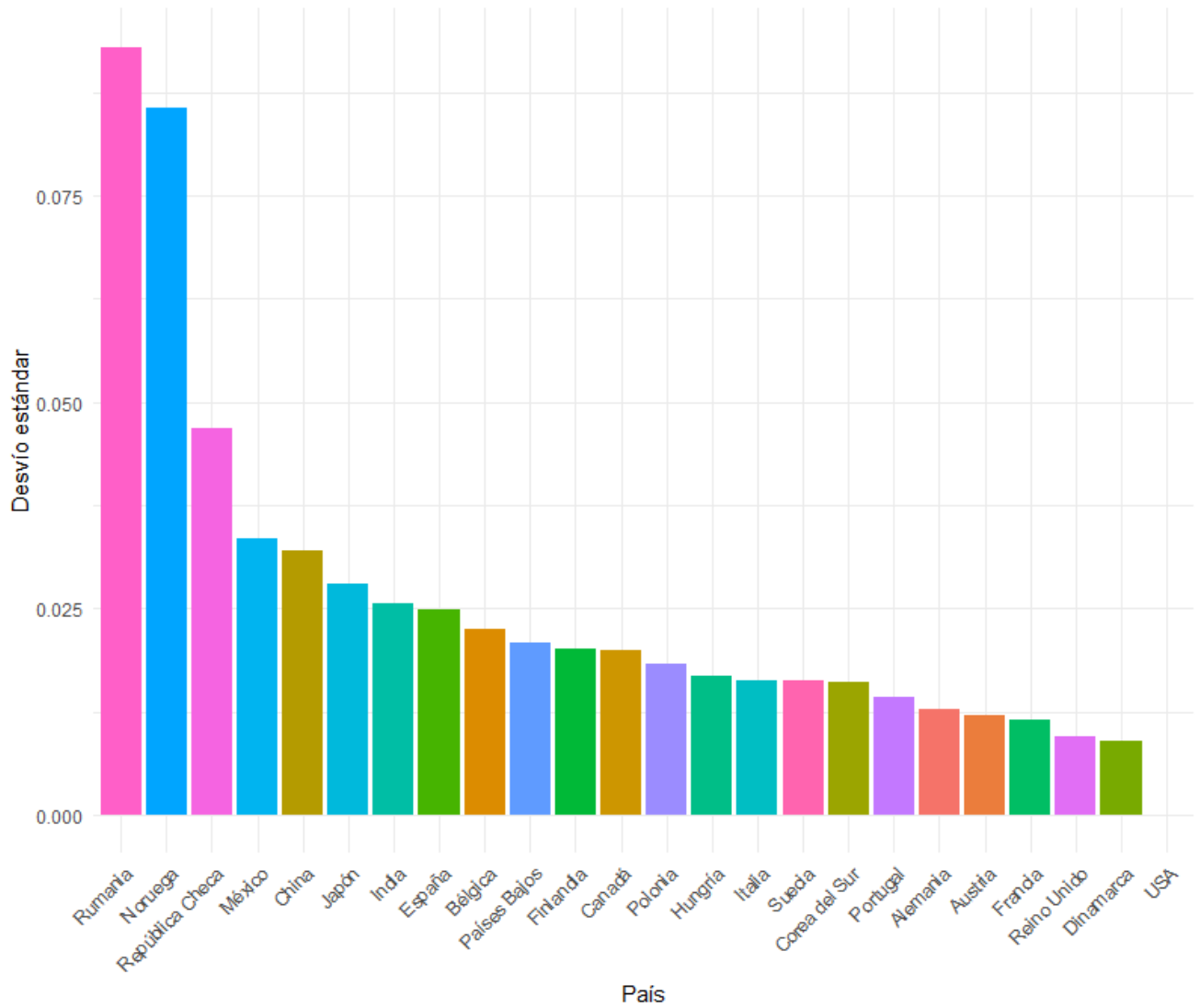


Gráfico 6

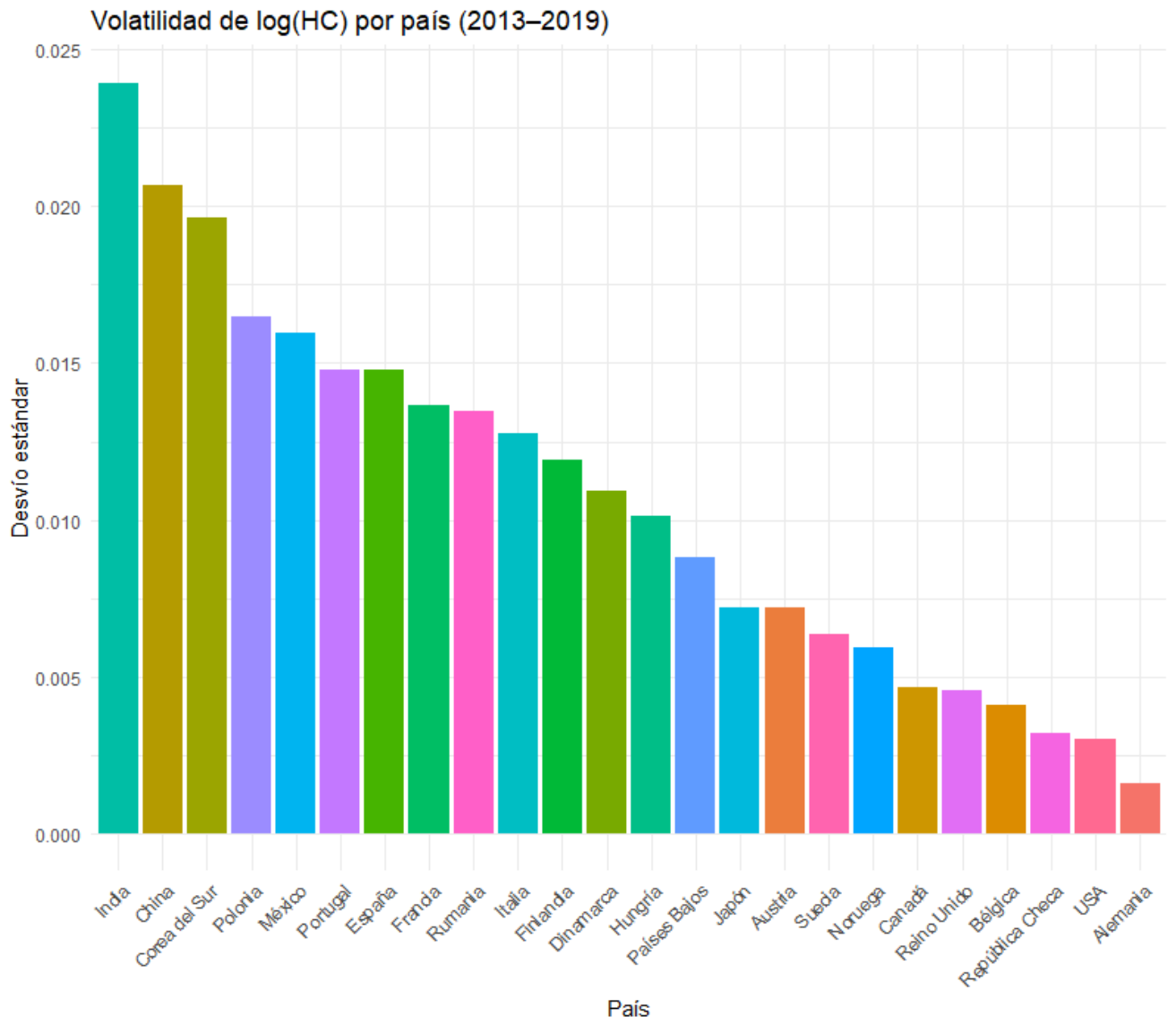


Gráfico 7

Volatilidad de log(I&D) por país (2013–2019)

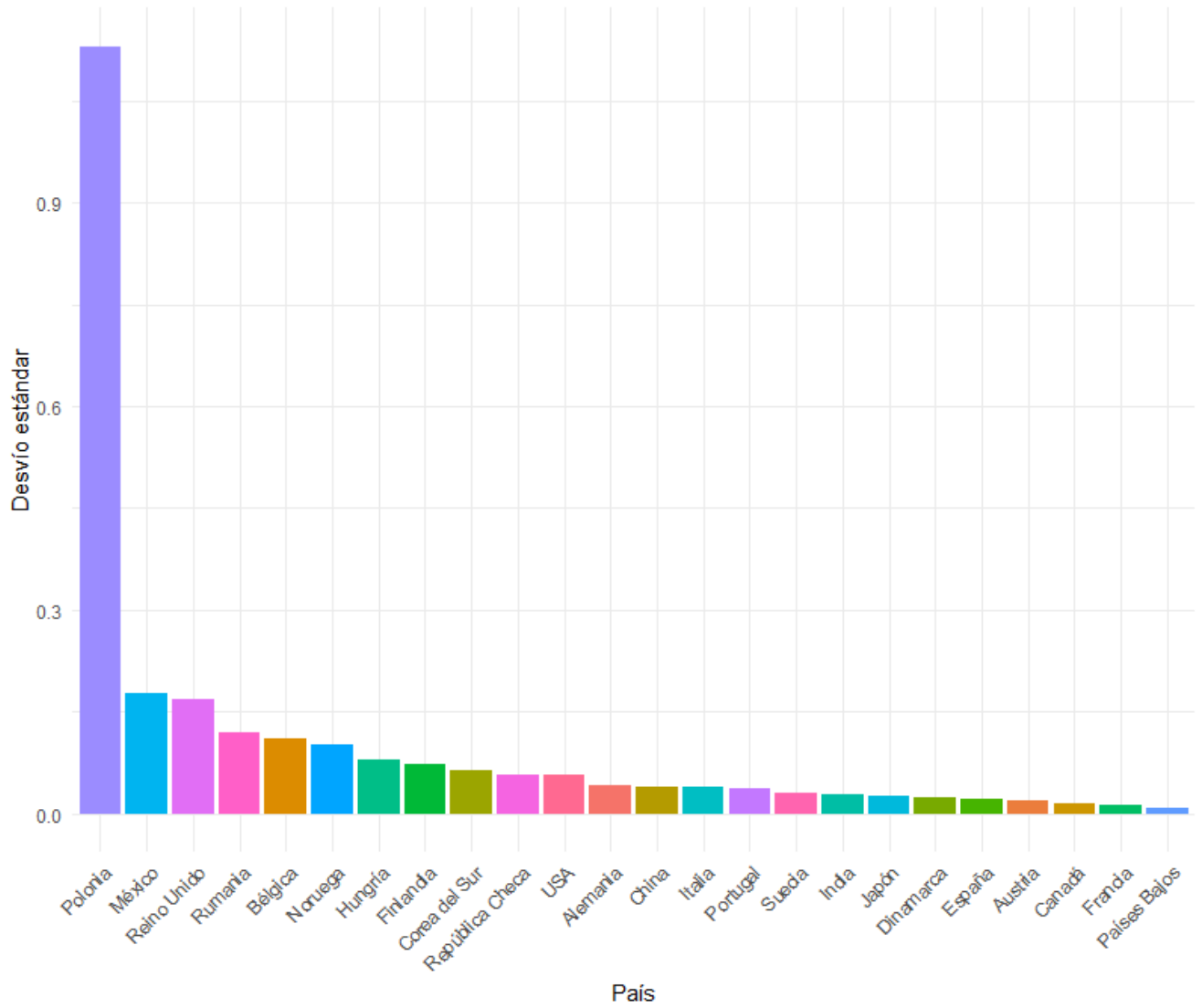


Gráfico 8

Volatilidad de log(RI) por país (2013–2018)

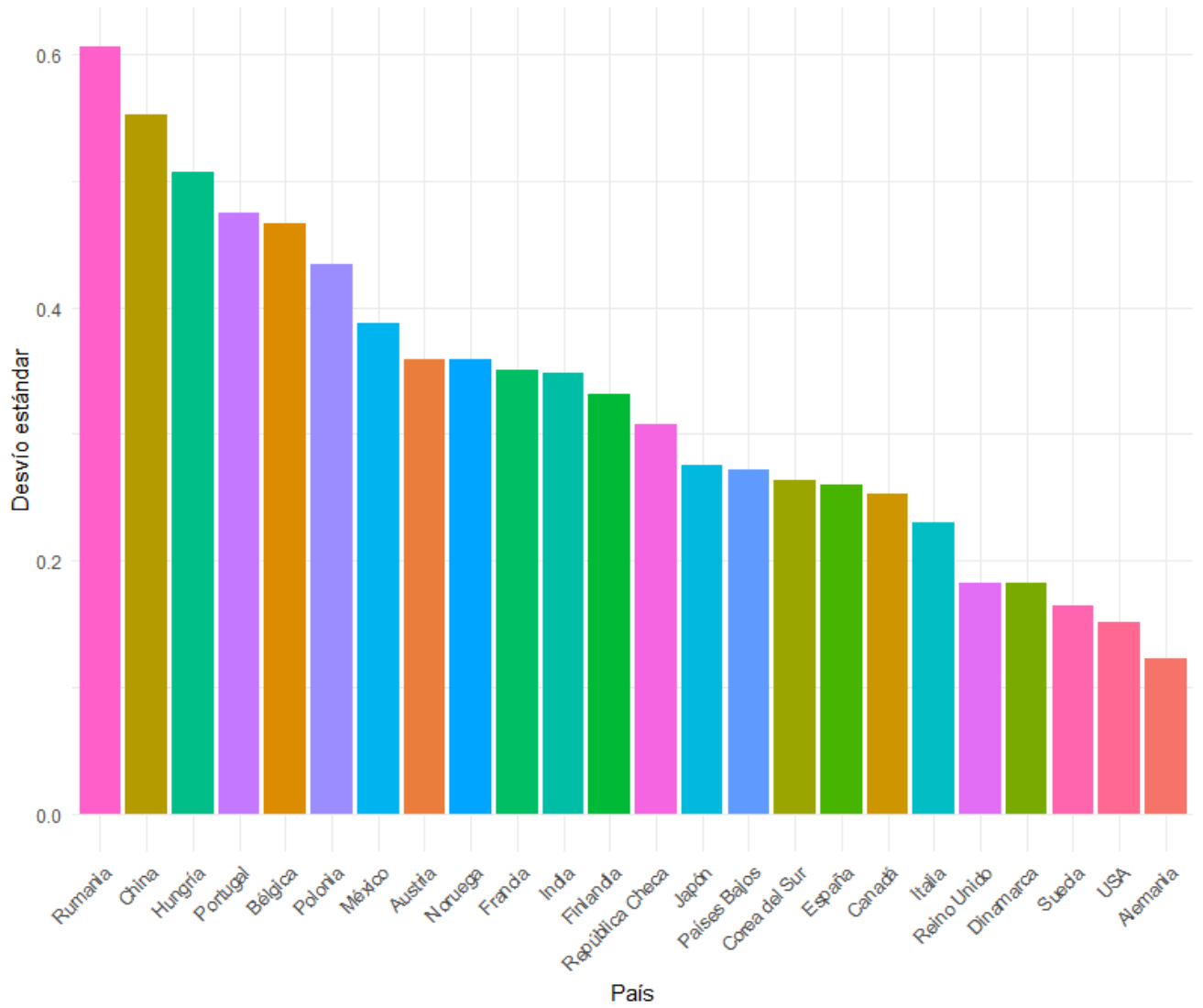


Table 7: Estimación con efectos fijos para log\_A

	Coef.	Std. Err.	t	P $\lambda$  t	[95% Conf. Interval]
L.log_A	0.526	0.065	8.040	0.000	[0.396, 0.656]
L.log_ID	0.001	0.008	0.070	0.943	[-0.016, 0.017]
L.log_HC	-0.290	0.366	-0.790	0.430	[-1.017, 0.436]
log_RI	0.016	0.009	1.820	0.072	[-0.002, 0.034]
L.log_RI	0.007	0.009	0.860	0.392	[-0.010, 0.025]
_cons	0.260	0.448	0.580	0.564	[-0.630, 1.150]

**Notas:**

L.log\_A: Logaritmo rezagado de la productividad.

L.log\_ID: Logaritmo rezagado de Investigación y Desarrollo.

L.log\_HC: Logaritmo rezagado del Capital Humano.

log\_RI: Logaritmo de la variable Robot Intensity.

L.log\_RI: Logaritmo rezagado de la variable Robot Intensity.

Estimación por efectos fijos (within). Errores estándar robustos. Número de observaciones: 125.

Número de grupos: 24.

$R^2_{within} = 0.442$ ,  $R^2_{between} = 0.929$ ,  $R^2_{overall} = 0.919$ .  $F(5, 96) = 15.21$ ,  $p = 0.000$ .

Table 8: Resultados de la estimación Arellano-Bond para log\_A (sin log\_HC rezagado por colinealidad)

	Coef.	Std. Err.	z	P $\lambda$  z	[95% Conf. Interval]
L.log_A	0.332	0.122	2.730	0.006	[0.093, 0.571]
L.log_ID	0.003	0.001	4.620	0.000	[0.002, 0.005]
L.log_HC	-0.294	0.474	-0.620	0.535	[-1.223, 0.634]
log_RI	0.021	0.010	2.120	0.034	[0.002, 0.041]
L.log_RI	0.010	0.013	0.180	0.418	[-0.015, 0.035]
_cons	0.261	0.592	0.440	0.660	[-0.899, 1.420]

**Notas:**

L.log\_A: Logaritmo rezagado de la productividad.

L.log\_ID: Logaritmo rezagado de Investigación y Desarrollo.

L.log\_HC: Logaritmo rezagado del Capital Humano.

log\_RI: Logaritmo de la variable Robot Intensity.

L.log\_RI: Logaritmo rezagado de la variable Robot Intensity.

Estimación Arellano-Bond en dos pasos. Errores estándar robustos ajustados por clustering en *Pais.num*.

Número de observaciones: 101; Número de grupos: 24. Número de instrumentos: 20. Wald  $\chi^2(5) = 38.40$ ,  $p = 0.000$ .

La variable L.log\_HC fue excluida por colinealidad en el modelo.

Table 9: Comparación: Efectos Fijos vs. GMM

	(1)	(2)
	log_A (FE)	log_A (GMM)
L.log_A	0.526 <sup>***</sup> (0.065)	0.332 <sup>***</sup> (0.122)
L.log_ID	0.001 (0.008)	0.003 <sup>***</sup> (0.001)
L.log_HC	-0.290 (0.366)	-0.294 (0.474)
log_RI	0.016 <sup>*</sup> (0.009)	0.021 <sup>**</sup> (0.010)
L.log_RI	0.007 (0.009)	0.010 (0.013)
Constant	0.260 (0.448)	0.261 (0.592)
Observations	125	101

Standard errors in parentheses

\* p &lt; 0.10, \*\* p &lt; 0.05, \*\*\* p &lt; 0.01

**Notas:**

L.log\_A: Logaritmo rezagado de la productividad.

L.log\_ID: Logaritmo rezagado de Investigación y Desarrollo.

L.log\_HC: Logaritmo rezagado del Capital Humano.

log\_RI: Logaritmo de la variable Robot Intensity.

L.log\_RI: Logaritmo rezagado de la variable Robot Intensity.

Comparación entre estimaciones por efectos fijos (columna 1) y Arellano-Bond GMM (columna 2).

## Referencias

- [1] *Acemoglu, D., Koster, H. R. A., & Özgen, C. (2023)*. Robots and workers: Evidence from the Netherlands. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31067>
- [2] *Coe, D. T., & Helpman, E. (1995)*. International R&D spillovers. *European Economic Review*, 39(5), 859–887. [https://doi.org/10.1016/0014-2921\(94\)00100-E](https://doi.org/10.1016/0014-2921(94)00100-E)
- [3] *Gordon, R. J. (2012)*. Is U.S. economic growth over? Faltering innovation confronts the six headwinds (NBER Working Paper No. 18315). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w18315>
- [4] *Graetz, G., & Michaels, G. (2015)*. Robots at work (CEPR Discussion Paper No. DP10477). Centre for Economic Policy Research. <https://cepr.org/publications/dp10477>
- [5] *Griffith, R., Redding, S., & Van Reenen, J. (2000)*. *Mapping the two faces of R&D: Productivity growth in a panel of OECD industries* [Discussion paper]. Centre for Economic Performance, LSE. <http://eprints.lse.ac.uk/archive/00000784>
- [6] *Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M. (2019)*. Robots and firms (CESifo Working Paper No. 7535). CESifo. <https://www.cesifo.org/en/publications/2019/working-paper/robots-and-firms>
- [7] *Koch, M., Manuylov, I., & Smolka, M. (2019)*. Robots and firms (CESifo Working Paper No. 7608). CESifo. <https://www.cesifo.org/en/wp/7608>
- [8] *Kromann, L., Malchow-Møller, N., Skaksen, J. R., & Sørensen, A. (2020)*. Automation and productivity—a cross-country, cross-industry comparison. *Industrial and Corporate Change*, 29(2), 365–391. <https://doi.org/10.1093/icc/dtz019>
- [9] *Mankiw, N. G., Romer, D., & Weil, D. N. (1992)*. A contribution to the empirics of economic growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(2), 407–437. <https://doi.org/10.2307/2118477>
- [10] *Nickell, S. (1981)*. Biases in dynamic models with fixed effects. *Econometrica*, 49(6), 1417–1426. <https://doi.org/10.2307/1911408>

[11] *Roodman, D. (2009)*. A note on the theme of too many instruments. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 71(1), 135–158. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.2008.00542.x>

[12] *Summers, L. H. (2014)*. Reflections on the ‘new secular stagnation hypothesis’. In C. Teulings & R. Baldwin (Eds.), *\*Secular stagnation: Facts, causes and cures\** (pp. 27–38). Centre for Economic Policy Research. <https://voxeu.org/book/secular-stagnation-facts-causes-and-cures>