

# CAPITAL HUMANO Y CRECIMIENTO: TEORÍA, DATOS Y EVIDENCIA EMPÍRICA

Ángel DE LA FUENTE (\*)

FEDEA (\*\*)

## Resumen

Este trabajo contiene un panorama selectivo de la literatura empírica sobre capital humano y crecimiento. Tras esbozar el marco teórico que ha servido de referencia a muchos de los estudios sobre el tema, el trabajo se centra en la gradual mejora de los datos utilizados en ellos y en el cambio en el foco de atención desde el número de años de escolarización hacia sus resultados en términos de aprendizaje, aproximados por el desempeño de los estudiantes o del conjunto de la población adulta en pruebas internacionales estandarizadas de conocimientos o competencias básicas. Finalmente, se repasa la evidencia empírica disponible, distinguiendo entre sucesivas oleadas de estudios que han utilizado diferentes bases de datos y especificaciones econométricas.

*Palabras clave:* capital humano, productividad, crecimiento, error de medición.

## Abstract

This paper surveys the empirical literature on human capital and growth. After sketching the theoretical framework commonly used in the literature, I focus on the gradual improvement of the data on education and on the change in the focus of attention from the number of years of schooling to their results in terms of learning, approximated by the performance of the adult and student populations in international achievement tests. Finally, I review the available empirical evidence, distinguishing between successive waves of studies that have used different data sets and econometric specifications.

*Keywords:* human capital, productivity, growth, measurement error.

*JEL classification:* C19, I20, O30, O40.

## I. INTRODUCCIÓN

EN un trabajo crucial para el desarrollo de la moderna teoría del crecimiento, Solow (1957) concluye que la acumulación de capital físico únicamente explica en torno a una octava parte del crecimiento de la productividad del trabajo registrado en EE.UU. durante la primera mitad del siglo XX, lo que plantea la cuestión de qué hay detrás del resto, del llamado *residuo de Solow*. Las distintas (y complementarias) respuestas que se han ofrecido a esta pregunta han sido el germen de lo que se ha dado en llamar la «nueva» teoría del crecimiento, una línea de trabajo que se ha caracterizado por el gradual enriquecimiento del concepto de capital. Mientras que los modelos neoclásicos tradicionales se centraban casi exclusivamente en la acumulación de capital físico (maquinaria y estructuras), tras el fuerte *shock* que supusieron las conclusiones de Solow sobre el enorme tamaño del *residuo*, muchos economistas hemos atribuido un papel central en el crecimiento a la acumulación de capital humano y de conocimientos productivos y a la interacción entre ellos. La contrastación empírica de la importancia de estos factores y la medición precisa de su contribución al crecimiento de la renta, sin embargo, no ha sido una tarea sencilla y de hecho aún no puede darse por terminada tras más de medio siglo de trabajo.

El presente artículo es un breve y selectivo panorama de la literatura relevante que se organiza como sigue. En la sección dos se esboza el marco teórico que ha guiado el grueso de los estudios sobre la contribución del capital humano al crecimiento económico y se repasan las principales especificaciones empíricas utilizadas en estos estudios, con especial atención a aquellas de carácter estructural que se derivan de modelos explícitos. La sección tres destaca la importancia y dificultad de contar con buenos datos para el avance del análisis empírico y la contrastación de los modelos teóricos. En ella se repasan los sucesivos intentos de construir bases de datos internacionales sobre el nivel educativo y las habilidades cognitivas de la población en muestras amplias y se destacan algunos de los problemas y limitaciones de estos datos así como sus implicaciones para el análisis estadístico de la relación entre las variables de interés. En la sección cuatro se resumen los principales estudios empíricos sobre el tema, que pueden clasificarse en varias olas caracterizadas por el uso de distintas bases de datos y especificaciones econométricas y por la obtención de resultados contrapuestos. La sección cinco concluye con una valoración cautamente optimista de lo que hemos aprendido hasta el momento sobre la contribución del capital humano al crecimiento de la productividad.

## II. CAPITAL HUMANO Y CRECIMIENTO ECONÓMICO: TEORÍA Y UN MARCO PARA EL ANÁLISIS EMPÍRICO

Los modelos teóricos de capital humano y crecimiento económico parten de la hipótesis de que los conocimientos y competencias de las personas aumentan directamente su productividad en el trabajo e incrementan la capacidad de la economía para desarrollar y adaptar nuevas tecnologías. Para explorar sus implicaciones y permitir su contrastación empírica, esta hipótesis general se suele formalizar de dos formas no mutuamente excluyentes. La más sencilla consiste en introducir el *stock* de capital humano (al que denominaré *H* en adelante) como un *input* adicional en una función de producción agregada por lo demás estándar que relaciona el producto nacional o regional con los *stock* de *inputs* productivos (generalmente empleo y capital físico)

y con un índice de eficiencia técnica o productividad total de los factores (PTF). La segunda posibilidad es suponer que *H* entra en el modelo como determinante de la tasa de progreso técnico (esto es, de la tasa de crecimiento de la PTF). Esto exige especificar una función de progreso técnico que puede incluir como argumentos adicionales algún indicador de inversión en I+D y alguna medida de la «brecha tecnológica», esto es, de la distancia entre la tecnología productiva de cada país y la frontera mundial de mejores prácticas. Me referiré al primero de los dos mecanismos citados como *efectos nivel* (porque el *stock* de capital humano tiene un impacto directo sobre el nivel de *output*) y al segundo como *efectos tasa* (porque *H* afecta a la tasa de crecimiento del *output* a través de la PTF). El recuadro 1 esboza un sencillo modelo de crecimiento con capital humano que formaliza la discusión anterior e incorpora ambos efectos.

RECUADRO 1

### UN MODELO DESCRIPTIVO DE CAPITAL HUMANO Y CRECIMIENTO

En este recuadro se desarrolla un modelo sencillo de crecimiento y capital humano con dos componentes: una función de producción agregada y una función de progreso técnico. Supondré que la función de producción es de tipo Cobb-Douglas:

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\alpha_k} H_{it}^{\alpha_h} L_{it}^{\alpha_l}, \tag{R1}$$

donde  $Y_{it}$  denota el *output* agregado del territorio  $i$  en el momento  $t$ ,  $L_{it}$  es el nivel de empleo,  $K_{it}$  el *stock* de capital físico,  $H_{it}$  el *stock* medio de capital humano por trabajador, generalmente medido por el nivel educativo y  $A_{it}$  un índice de eficiencia técnica o productividad total de los factores (PTF) que resume el estado actual de la tecnología y recoge también factores omitidos tales como la localización geográfica, el clima, las instituciones y las dotaciones de recursos naturales. Los coeficientes  $\alpha_i$  (con  $i = k, h, l$ ) miden la elasticidad del *output* con respecto a los *stock* de los distintos factores. Un aumento del 1 por 100 en el *stock* de capital humano por trabajador, por ejemplo, aumentaría el *output* en un  $\alpha_h$  por 100, manteniendo constantes los *stock* de otros factores y el nivel de eficiencia técnica.

Bajo la hipótesis habitual de que [R1] presenta rendimientos constantes a escala en capital físico y trabajo, manteniendo constante el nivel educativo medio, (esto es, que  $\alpha_k + \alpha_l = 1$ ), podemos definir una función de producción per cápita relacionando la productividad media del trabajo con el nivel educativo y el *stock* de capital por trabajador. Sea  $Q = Y/L$  el *output* por trabajador y  $Z = K/L$  el *stock* de capital por trabajador. Dividendo ambos lados de [R1] por el empleo total,  $L$ , tenemos:

$$Q = AZ^{\alpha_k} H^{\alpha_h}. \tag{R2}$$

La función de progreso técnico describe los determinantes de la tasa de crecimiento de la productividad total de los factores. Supondré que el nivel de PTF del país  $i$  puede escribirse en la forma:

$$A_{it} = B_t X_{it}, \tag{R3}$$

donde  $B_t$  denota la «frontera tecnológica» mundial (esto es, el nivel máximo alcanzable de eficiencia en la producción dado el estado actual del conocimiento científico y tecnológico) y  $X_{it} = A_{it}/B_t$  es (un indicador inverso de) la «brecha tecnológica» entre el país  $i$  y la frontera tecnológica. Supondré que  $B_t$  crece a una tasa constante y exógena,  $g$ , y que la tasa de crecimiento de  $X_{it}$  viene dada por:

$$\Delta X_{it} = \gamma_{io} - \lambda X_{it} + \gamma H_{it}, \tag{R4}$$

donde  $x_{it}$  es el logaritmo de  $X_{it}$  y  $\gamma_{io}$  un efecto fijo de país que ayuda a controlar por variables omitidas, como la inversión en I+D. Obsérvese que esta especificación incorpora un efecto de difusión o *catch up* tecnológico. Si  $\lambda > 0$ , entonces los países que están cerca de la frontera tecnológica tendrán tasas más reducidas de crecimiento de la PTF. Como resultado, los niveles de PTF tenderán a estabilizarse con el paso del tiempo y sus valores de largo plazo o estado estacionario estarán parcialmente determinados por el nivel educativo.

## 1. De la teoría a los datos: enfoques alternativos para el análisis empírico

Los estudios empíricos de los efectos del capital humano sobre la productividad (o más generalmente, los que analizan los determinantes del crecimiento económico) han seguido uno de dos enfoques alternativos. El primero parte de la especificación y estimación de una ecuación *ad-hoc* que relaciona el crecimiento de la renta total o per cápita con un conjunto de variables que se consideran relevantes sobre la base de consideraciones teóricas informales. El segundo enfoque se basa en la estimación de una relación estructural entre el nivel de renta o su tasa de crecimiento y diversas variables explicativas que se deriva de un modelo teórico explícito construido en torno a una función de producción agregada y posiblemente una función de progreso técnico como las descritas en el recuadro 1. Esta segunda forma de proceder tiene importantes ventajas pues permite basar la selección de las variables explicativas y la forma funcional de la ecuación a estimar en un modelo explícito, lo que a su vez

facilita la interpretación de los resultados y ayuda a explorar sus implicaciones.

Este marco básico para el análisis «estructural» de los determinantes del crecimiento puede dar lugar a muchas especificaciones empíricas diferentes. Algunos de los ejemplos más comunes se discuten en el recuadro 2. La función de producción puede estimarse directamente con las variables relevantes en niveles o en tasas de crecimiento cuando se dispone de datos fiables sobre los *stock* de los distintos factores de producción. Alternativamente, sus parámetros pueden recuperarse utilizando otras especificaciones (ecuaciones de convergencia y de estado estacionario) que pueden estimarse con datos sobre flujos de inversión (en vez de *stocks* de factores). Estas especificaciones pueden derivarse de una función de producción substituyendo los *stock* de factores o sus tasas de crecimiento por aproximaciones construidas en términos de tasas de inversión siguiendo el procedimiento desarrollado por Mankiw, Romer y Weil (1992) dentro del marco de un modelo generalizado de Solow con varios tipos de capital.

### RECUADRO 2

#### ALGUNAS ESPECIFICACIONES ESTRUCTURALES FRECUENTEMENTE UTILIZADAS EN LA LITERATURA EMPÍRICA

A la hora de estimar, resulta generalmente conveniente trabajar con la función de producción escrita en logaritmos o en tasas de crecimiento. Utilizando minúsculas para indicar logaritmos y la combinación de minúsculas y el símbolo « $\Delta$ » para indicar tasas de crecimiento, la función de producción dada en la ecuación [R1] del recuadro 1 genera las siguientes dos especificaciones:

$$y_{it} = a_{it} + \alpha_k k_{it} + \alpha_h h_{it} + \alpha_l l_{it} + \varepsilon_{it} \quad [R5]$$

$$\Delta y_{it} = \Delta a_{it} + \alpha_k \Delta k_{it} + \alpha_h \Delta h_{it} + \alpha_l \Delta l_{it} + \Delta \varepsilon_{it}, \quad [R6]$$

donde  $\varepsilon_{it}$  y  $\Delta \varepsilon_{it}$  son perturbaciones estocásticas.

Una dificultad que surge en este punto es que ambas ecuaciones contienen términos que no son directamente observables (en particular el nivel de PTF,  $a_{it}$ , o su tasa de crecimiento,  $\Delta a_{it}$ ). Para proceder con la estimación, por tanto, resulta necesario hacer algún supuesto adicional sobre el comportamiento de estos términos. Diferentes supuestos generarán distintas especificaciones econométricas. La posibilidad más sencilla es suponer que la tasa de progreso técnico es constante en el tiempo y entre países, esto es, que  $\Delta a_{it} = g$  para todo  $i$  y  $t$ . En este caso,  $g$  puede estimarse como la constante de la regresión en la ecuación [R6] y  $a_{it}$  sería sustituida en la ecuación [R5] por  $a_{i0} + gt$ , donde  $a_{i0}$  y  $g$  dan lugar respectivamente a constantes específicas para cada país y a una tendencia común. Una alternativa más sofisticada es suponer que  $\Delta a_{it}$  puede escribirse en la ecuación [R6] como una función de otras variables. Una posible especificación es la función de progreso técnico descrita por las ecuaciones [R3] y [R4] en el recuadro 1.

Cuando no se dispone de datos sobre los *stock* de factores o sus tasas de crecimiento (o estos no se consideran fiables), puede utilizarse un modelo de Solow generalizado para aproximar estas variables en términos de las tasas observadas de inversión. En un modelo de este tipo, los valores de equilibrio a largo plazo de los ratios entre los *stock* de los distintos factores son funciones sencillas de las tasas de inversión y el comportamiento de estas ratios fuera de este equilibrio puede aproximarse mediante una función de las tasas de inversión y del valor inicial del *output* por trabajador. Si estamos dispuestos a suponer que la mayor parte de los países están razonablemente cerca de sus equilibrios de largo plazo, la ecuación [R5] puede substituirse por una ecuación que relaciona el *output* por trabajador con las tasas de inversión en capital físico y humano. En caso contrario, la ecuación relevante relacionará la tasa de crecimiento del *output* por trabajador con las tasas de inversión e incluirá como regresor adicional el valor inicial del *output* por trabajador para recoger la dinámica de transición hacia el equilibrio a largo plazo. Dos especificaciones habituales de las ecuaciones resultantes de *estado estacionario* y de *convergencia* (en las que no se introducen efectos de tasa) serían las siguientes:

RECUADRO 2

ALGUNAS ESPECIFICACIONES ESTRUCTURALES FRECUENTEMENTE UTILIZADAS EN LA LITERATURA EMPÍRICA (CONTINUACIÓN)

$$q_{it} = a_{io} + gt + \frac{\alpha_k}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{kit}}{\delta + g + n_{it}} + \frac{\alpha_j}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{hit}}{\delta + g + n_{it}} + \varepsilon_{it} \quad [R7]$$

y

$$\Delta q_{it} = g + \beta(a_{io} + gt) + \beta \left( \frac{\alpha_k}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{kit}}{\delta + g + n_{it}} + \frac{\alpha_j}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{hit}}{\delta + g + n_{it}} \right) - \beta q_{it} + \varepsilon_{it} \quad [R8]$$

donde  $q$  es el logaritmo del *output* por trabajador,  $s_k$  y  $s_j$  las tasas de inversión en capital físico y humano medidas como fracción del PIB,  $n$  la tasa de crecimiento del empleo y  $\delta$  la tasa de depreciación (que se supone igual para ambos tipos de capital). Finalmente, el parámetro  $\beta$  mide la velocidad de convergencia hacia el estado estacionario o equilibrio a largo plazo. Es fácil comprobar que este parámetro es una función del grado de rendimientos a escala en ambos tipos de capital considerados de forma conjunta y de la duración del período sobre el que se están tomando observaciones.

### III. DATOS INTERNACIONALES DE EDUCACIÓN

Para poder estimar modelos como los esbozados en la sección anterior resulta necesario disponer de datos homogéneos de variables que puedan servir para aproximar el *stock* de capital humano, o los flujos de inversión en este factor, en una muestra amplia de países o regiones, idealmente durante un período de varias décadas. Durante mucho tiempo, las variables más utilizadas en la literatura han sido las tasas de escolarización y, especialmente, la distribución de la población por nivel educativo, una información que a menudo se ha resumido en los años medios de escolarización de la población adulta o en edad de trabajar. En años recientes, la atención se ha dirigido cada vez más a indicadores de la calidad de la educación basados generalmente en los resultados de pruebas internacionales estandarizadas que miden los conocimientos de la población escolar o las competencias básicas del conjunto de la población adulta.

Una fuente muy útil de información sobre indicadores educativos es el *Anuario Estadístico* de la Unesco. Esta publicación proporciona series temporales razonablemente completas de tasas de escolarización por niveles educativos para la mayor parte de los países del mundo y contiene datos sobre el nivel educativo alcanzado por la población adulta, el gasto público en educación, ratios profesor/alumno y otras variables de interés (1). Yendo un paso más allá, diversos investigadores han construido bases de datos que intentan medir directamente el nivel educativo de la población para muestras grandes de países. Uno de los primeros intentos en esta dirección se debe a Psacharopoulos y Arriagada (1986), quienes ofrecen datos sobre la composición de la población por niveles educativos en 99 países

así como estimaciones del número medio de años de escolarización. En la mayor parte de los casos, sin embargo, Psacharopoulos y Arriagada (1986) proporcionan únicamente una observación por país.

En las más de tres décadas transcurridas desde entonces ha habido muchos intentos de construir bases de datos educativas con una mayor cobertura temporal que puedan ser de utilidad en estudios empíricos. Todos los estudios comienzan recogiendo datos «directos» de censos, encuestas y registros para, a continuación, cubrir los huecos que queden en las series mediante interpolación o utilizando algún tipo de procedimiento de «relleno» que permite construir proyecciones hacia delante o hacia atrás a partir de las observaciones directas más próximas y de datos complementarios de flujos de escolarización y estructura por edades de la población. La literatura relevante incluye los trabajos de Kyriacou (1991), Lau, Jamison y Louat (1991), Lau, Bhalla y Louat (1991), Nehru, Swanson y Dubey (1995), Barro y Lee (1993, 1996, 2000, 2010 y 2013), Cohen y Soto (2002 y 2007), de la Fuente y Doménech (2002, 2006, 2012 y 2015), Lutz *et al.* (2007), Samir *et al.* (2010) y Goujon *et al.* (2016).

Los más influyentes de los trabajos tempranos en este campo han sido los de Barro y Lee (1993 y 1996). Estos autores construyen series de la composición de la población por niveles educativos desde 1960 para un número elevado de países utilizando datos censales y tasas de escolarización tomados fundamentalmente de compilaciones de la Unesco. Para rellenar huecos en las series de educación, Barro y Lee utilizan un procedimiento abreviado de inventario permanente en el que el nivel educativo de la población adulta en el momento  $t$  se estima como una media ponderada de los niveles educa-

tivos del mismo grupo de edad en años censales cercanos y de los nuevos entrantes en el grupo de edad relevante durante el período intermedio, que se aproxima utilizando datos de tasas de escolarización y la distribución por edades de la población. Esta base de datos se ha utilizado extensamente en la literatura de crecimiento y ha sido actualizada y extendida por sus autores en varios trabajos posteriores (2001, 2010 y 2013). Estos trabajos se han centrado en aumentar la cobertura geográfica de las series y el grado de desagregación de los datos por sexo y tramo de edad, así como en mejorar el procedimiento utilizado para rellenar huecos, aunque manteniendo el anuario de la Unesco como fuente principal de los datos primarios.

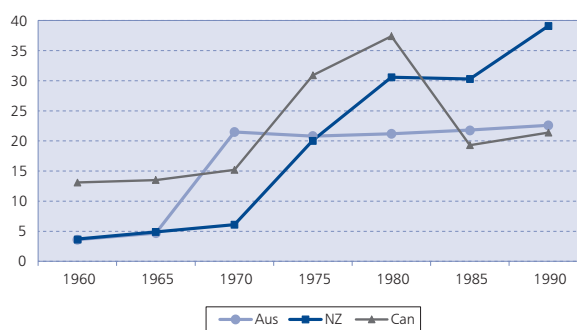
Las primeras series educativas de Barro y Lee y de otros autores han sido sometidas a un cuidadoso escrutinio que ha revelado algunos problemas importantes y ha motivado diversos intentos de mejora. En De la Fuente y Doménech (2006), se repasa la metodología utilizada en estos primeros estudios y se comparan las distintas bases de datos entre sí, con especial atención al caso de la OCDE, donde la información disponible debería en principio ser de mejor calidad que en los países en desarrollo. El análisis de las distintas series revela discrepancias muy significativas entre ellas en términos de la posición relativa de muchos países así como estimaciones o perfiles temporales poco plausibles para algunos de ellos. Algunas series muestran enormes cambios en niveles educativos en períodos tan cortos como cinco años, especialmente a nivel secundario y terciario. En buena medida, estos problemas parecen tener su origen en las deficiencias de los datos primarios que se utilizan en su construcción. Como han observado Behrman y Rosenzweig (1994), hay buenas razones para preocuparse sobre la fiabilidad y consistencia de los datos, supuestamente homogeneizados, de la UNESCO sobre niveles educativos y tasas de escolarización. El análisis que hacen De la Fuente y Doménech de las distintas bases de datos confirma este diagnóstico y sugiere que algunos de los problemas detectados en estos datos proceden de las deficiencias de las estadísticas primarias, que no parecen ser consistentes entre países o períodos en su tratamiento de la formación técnica y profesional y otros tipos de estudios y reflejan a veces el número de estudiantes que ha comenzado un cierto nivel educativo y en otras ocasiones los que lo han terminado.

A título ilustrativo, el gráfico 1 muestra la evolución de la fracción de la población adulta (25+) con estudios universitarios de acuerdo con la base de datos de

Barro y Lee (1996) en algunos países que presentan perfiles temporales extremadamente sospechosos. Los llamativos cortes de las series reflejan con toda probabilidad cambios de criterio en la elaboración de las estadísticas educativas. En el caso de Canadá, por ejemplo, los datos detallados suministrados por Statistics Canada permiten concluir que el desplome de la serie de Barro y Lee entre 1980 y 1985 se debe a la exclusión de los estudios postsecundarios de formación profesional, con lo que presumiblemente se vuelve al criterio aplicado para construir la serie hasta 1970. Un patrón similar de cortes en las series de escolarización se observa también en muchos otros países, lo que se traduce en un amplio rango de valores de la tasa de crecimiento anual de los años medios de escolarización de la población que resulta muy poco plausible dada la naturaleza de *stock* de la variable, que debería mostrar un perfil temporal muy suave. Limitándonos a la muestra de 21 países de la OCDE que se analiza en detalle en De la Fuente y Doménech (2006), las estimaciones que ofrecen Barro y Lee (1996) de esta tasa de crecimiento oscilan entre el -1,35 por 100 y el +7,80 por 100 anual. Además, un 15,9 por 100 de sus observaciones son negativas y un 19 por 100 se sitúan por encima del 2 por 100, con lo que más de un tercio de las observaciones presentan valores improbables que seguramente contienen elevadas dosis de ruido.

Buscando remediar problemas como los que acabo de ilustrar, diversos autores han construido series alternativas utilizando fuentes primarias distintas de la Unesco y métodos más cuidadosos de

GRÁFICO 1  
EVOLUCIÓN DE LA FRACCIÓN DE LA POBLACIÓN CON ESTUDIOS UNIVERSITARIOS EN AUSTRALIA, NUEVA ZELANDA Y CANADÁ SEGÚN BARRO Y LEE (1996) (Porcentaje)



Fuentes: De la Fuente y Doménech (2006) con datos de Barro y Lee (1996).

relleno. Entre los estudios relevantes están los de De la Fuente y Doménech (2001, 2002, 2006 y 2015), Cohen y Soto (2002 y 2007), Lutz *et al.* (2007), Samir *et al.* (2010) y Goujon *et al.* (2016). De la Fuente y Doménech construyen nuevas series de escolarización para una muestra de 21-22 países de la OCDE, partiendo fundamentalmente de datos nacionales y de la OCDE y centrándose en obtener perfiles temporales razonables. Cohen y Soto, por su parte, mejoran el procedimiento de relleno de Barro y Lee utilizando toda la información censal disponible sobre los niveles de escolarización por grupos de edad para construir mejores proyecciones hacia delante y hacia atrás. La principal ventaja de su propuesta es que permite que las probabilidades de supervivencia (desde la observación censal de la que se parte) varíen entre cohortes, mientras que en el procedimiento simplificado de los primeros trabajos de Barro y Lee se imponía una probabilidad de supervivencia igual para toda la población, lo que generaba un sesgo sistemático en la estimación de los años medios de escolarización al sobreestimar la tasa de supervivencia de las cohortes de mayor edad que suelen ser también las menos educadas. Con el fin de minimizar los posibles problemas causados por cambios en los criterios de clasificación, De la Fuente y Doménech, y Cohen y Soto descartan las observaciones censales sospechosas, sustituyéndolas por proyecciones o interpolaciones basadas en otros datos. Este enfoque se lleva al extremo en Lutz *et al.* (2007), quienes construyen series de escolarización desde 1970 proyectando hacia atrás datos desagregados por edades tomados exclusivamente de un único censo, el de 2000. Samir *et al.* (2010) y Goujon *et al.* (2016) revisan estas series y las extienden en el tiempo utilizando básicamente los mismos datos de partida y la misma metodología para proyectar el nivel educativo hacia delante y hacia atrás desde el año base.

### 1. El sesgo de atenuación y un indicador de la calidad de los datos

Contar con datos de buena calidad es imprescindible para poder estimar con precisión la relación existente entre dos o más variables de interés. Si la calidad de los datos es mala, los errores de medición tenderán a oscurecer la relación entre las variables y generarán una tendencia a infravalorar los efectos relevantes. Para entender el origen del *sesgo de atenuación* que se genera en esta situación supongamos, volviendo al contexto que aquí nos interesa, que el nivel de productividad,  $Q$ , es una función lineal del *stock* de capital humano,  $H$ , dada por:

$$Q = bH + u, \tag{1}$$

donde  $u$  es una perturbación aleatoria. Dada esta relación, cualquier variación en el *stock* de capital humano,  $H$ , inducirá un cambio en  $Q$  y la magnitud relativa de las variaciones observadas de las dos variables nos permitirán estimar el valor del coeficiente  $b$ . Ahora bien, si  $H$  está medido con error, esto es, si lo que observamos no es el propio  $H$  sino una *proxy* ruidosa de esta variable, digamos:

$$P = H + \varepsilon, \tag{2}$$

donde  $\varepsilon$  es un error aleatorio de medición, entonces parte de la aparente variación en el *stock* de capital humano (en el tiempo y entre países) se deberá al error de medición –esto es, será *ruido* en vez de auténtica *señal*–. Puesto que tales variaciones no reflejan cambios reales en la variable de interés,  $H$ , y por lo tanto no generan respuesta alguna de  $Q$ , esta última variable parecerá ser menos sensible a  $H$  de lo que realmente es, sesgando hacia cero el valor estimado de  $b$ .

Es posible mostrar que el tamaño de este sesgo estará inversamente relacionado con el contenido informativo de la serie, medida por su *ratio de fiabilidad*,  $r$ . Este indicador se define como el ratio entre la señal y la suma de señal y ruido contenidos en los datos, esto es:

$$r = \frac{\text{var } H}{\text{var } P} = \frac{\text{var } H}{\text{var } H + \text{var } \varepsilon} \tag{3}$$

donde  $\text{var } H$  mide la señal contenida en la serie (esto es, la variación real del *stock* de capital humano correctamente medido) y  $\text{var } \varepsilon$  el ruido que la distorsiona (2). Esta ratio es muy útil porque proporciona un indicador del contenido informativo de la serie  $P$  y porque el error de estimación es inversamente proporcional a su valor. Como resultado, la ratio de fiabilidad puede utilizarse para corregir el sesgo de atenuación, obteniendo así una estimación consistente del parámetro de interés (esto es, un estimador que no estará sesgado en muestras grandes).

Puesto que  $H$  y  $\varepsilon$  no pueden observarse por separado, no es posible calcular las ratios de fiabilidad directamente. Sí es posible, sin embargo, estimarlos utilizando un procedimiento desarrollado por Krueger y Lindhal (2001) siempre que se disponga de varios indicadores distintos de la variable de interés. El recuadro 3 describe este procedimiento y una extensión del mismo desarrollada en De la Fuente y Doménech (2006).

## RECUADRO 3

## CÓMO ESTIMAR LOS RATIOS DE FIABILIDAD

Sean  $P_1 = H + \varepsilon_1$  y  $P_2 = H + \varepsilon_2$  dos medidas ruidosas alternativas del stock de capital humano,  $H$ . Es fácil comprobar que si los términos de error de medición de las dos series,  $\varepsilon_1$  y  $\varepsilon_2$ , no están correlacionados entre sí, entonces la covarianza entre  $P_1$  y  $P_2$  puede utilizarse para estimar la varianza de  $H$ , que es la única magnitud desconocida en la ecuación [3]. Esto implica que, bajo este supuesto,  $r_1$  puede estimarse como:

$$\hat{r}_1 = \frac{\text{cov}(P_1, P_2)}{\text{var } P_1} \quad [R9]$$

que resulta ser la fórmula para el estimador de MCO del coeficiente de pendiente de una regresión de  $P_2$  sobre  $P_1$ . Por tanto, para estimar la ratio de fiabilidad de  $P_1$  estimamos una regresión de la forma  $P_2 = c + r_1 P_1$ . (3). Sin embargo, si los errores de medición de las dos series están positivamente correlacionados ( $E\varepsilon_1 \varepsilon_2 > 0$ ) como cabría esperar en muchos casos, entonces sobreestimaré la ratio de fiabilidad y por lo tanto infravalorará el sesgo de atenuación generado por el error de medición.

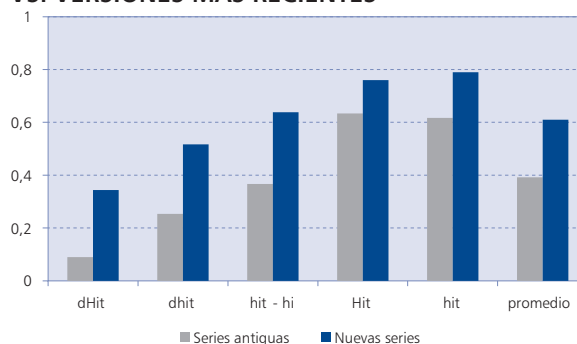
En De la Fuente y Doménech (2006) se desarrolla una extensión de este procedimiento que puede utilizarse para construir un estimador de mínima varianza de la ratio de fiabilidad siempre que haya más de dos *proxies* de la misma variable subyacente de capital humano, trabajando bajo la hipótesis de que los errores de medición no están correlacionados entre las distintas series educativas. Como en Krueger y Lindahl, la ratio de fiabilidad  $r_k$  de una serie determinada de años medios de escolarización (digamos  $S_k$ ) se estima utilizando  $S_k$  para tratar de explicar indicadores alternativos de la misma variable subyacente ( $S_j$  con  $j \neq k$ ). La principal diferencia es que, en vez de estimar un conjunto de regresiones bivariantes independientes con las distintas series educativas, el estimador eficiente de la ratio de fiabilidad de la serie  $j$  se obtiene como el coeficiente de pendiente de un modelo SUR restringido de la forma:

$$P_k = c_k + r_j P_j + u_k \quad \text{para } k = 1, \dots, K, \quad [R10]$$

donde restringimos  $r_j$  a ser el mismo para todas las series de referencia,  $k$ , que aparecen en el lado izquierdo del sistema [R10]. El subíndice  $k$  varía sobre la última versión disponible de todas las bases de datos diferentes de  $j$ . Por ejemplo, la ratio de fiabilidad de la serie de escolarización de Barro y Lee's (2000) se estima utilizando esta serie como variable explicativa en un conjunto de regresiones SUR, donde las variables de referencia (variables dependientes) son los años medios de escolarización estimados por Kyriacou (1991), NSD (1995), Cohen y Soto (2002) y De la Fuente y Doménech (2006) y el coeficiente de pendiente se restringe a ser el mismo en todos los casos. Otras versiones de las series de Barro y Lee, sin embargo, no se utilizan como referencia porque la correlación de los errores de medición dentro de la misma familia de series de escolarización es seguramente muy elevada, lo que hincharía artificialmente la ratio estimada de fiabilidad.

Las herramientas desarrolladas en el recuadro 3 pueden utilizarse para cuantificar la calidad de las distintas bases de datos educativas existentes y para ver hasta qué punto los sucesivos intentos por mejorarlas han tenido o no éxito. En De la Fuente y Doménech (D&D, 2006 y 2015) este procedimiento se utiliza para estimar las ratios de fiabilidad de las series de años de escolarización más utilizadas en la literatura de crecimiento, restringiéndose a una muestra de 21 países de la OCDE. Con el fin de aproximar la magnitud de los sesgos generados con distintas especificaciones económicas, esta ratio se estima para distintas transformaciones de cada serie de años medios de escolarización. En particular, las ratios de fiabilidad se estiman para los años medios de escolarización medidos en niveles ( $H_{it}$ ) y en logaritmos ( $h_{it}$ ), para la variaciones medias anuales durante cada quinquenio, medidas tanto en niveles como en logaritmos ( $\Delta H_{it}$  y  $\Delta h_{it}$ ), y para el logaritmo de los años de escolarización medidos en desviaciones sobre la media de cada país ( $h_{it} - h_j$ ). Obsérvese que  $\Delta h_{it}$  corresponde a las tasas anuales de crecimiento y que  $h_{it} - h_j$  es la transformación «within» que se utiliza para eliminar los efectos fijos de país.

GRÁFICO 2  
RATIOS ESTIMADAS DE FIABILIDAD PROMEDIO  
SOBRE BASES DE DATOS PARA CADA  
TRANSFORMACIÓN. PRIMERAS BASES DE DATOS  
VS. VERSIONES MÁS RECIENTES



## Notas:

Series antiguas = promedio sobre las bases de datos de Kyriacou (1991), Barro y Lee (1993, 1996 y 2000), Nehru, Swanson y Dubey (1995), Cohen y Soto (2002) y De la Fuente y Doménech (2002).

Nuevas series = promedio sobre las series de Barro y Lee (2012), De la Fuente y Doménech (2014), Cohen y Soto (2007) y LS+, donde LS+ es una versión no publicada de los datos de Lutz y Samir comentados más arriba que vendría a ser una versión preliminar de Goujon et al. (2016).

Estimaciones SUR para una muestra de 21 países de la OCDE.

Antes de estimar las ratios de fiabilidad, se eliminan las medias por período de cada serie, lo que equivale a incluir efectos fijos temporales en la ecuación de crecimiento.

Fuente: Elaboración propia.

Los principales resultados del ejercicio se resumen en el gráfico 2, donde se muestra el valor medio de la ratio de fiabilidad estimado para cada transformación de los datos (calculado sobre las distintas series), distinguiendo entre las primeras series construidas en la literatura (*series antiguas*) y las más recientes (*nuevas series*). Cabe destacar tres resultados. El primero es que, con ambos grupos de series, las ratios de fiabilidad aumentan según nos movemos hacia la derecha, esto es hacia estimadores que utilizan en mayor medida la variación transversal en los datos para aproximar el coeficiente de interés. Como cabría esperar dado lo visto más arriba sobre el probable origen del grueso de los errores de medición, estos suponen un problema mayor cuando utilizamos estimadores en diferencias o de efectos fijos que se basan en la variación temporal de los datos e ignoran la información contenida en las diferencias de nivel entre países (porque con ello estamos descartando parte de la señal). En segundo lugar, resulta alentador observar que las bases de datos más recientes presentan ratios de fiabilidad significativamente más elevadas que las más antiguas, lo que sugiere que los intentos de mejorar la calidad de las series de escolarización han tenido al menos un cierto éxito. Tomando como referencia el promedio sobre las distintas transformaciones de las series (último bloque de columnas a la derecha del gráfico), el contenido informativo de las nuevas series es un 55 por 100 mayor que el de las más antiguas (con una ratio de fiabilidad estimada media que pasa de 0,39 a 0,61). Pese a los avances, sin embargo, sigue habiendo mucho ruido en los datos de escolarización y, por tanto, se mantiene la práctica certeza de que persisten sesgos importantes a la baja en las estimaciones de los parámetros de interés que encontramos en la literatura, especialmente cuando se trabaja con estimadores de panel o en primeras diferencias (como por otra parte puede ser recomendable para lidiar con otros problemas econométricos). Con la ratio de fiabilidad media de las series más recientes (0,61), el sesgo esperado a la baja del coeficiente del capital humano en la función de producción estaría en torno al 40 por 100.

## 2. Indicadores de calidad de la educación y de competencias del conjunto de la población

El grueso de la literatura empírica sobre capital humano y crecimiento ha utilizado datos sobre la cantidad de educación que ha recibido la población

en edad de trabajar, medida generalmente por el número medio de años de escolarización. Resulta evidente, sin embargo, que esta variable solamente puede ser un indicador muy imperfecto del *stock* de capital humano porque el nivel de conocimientos y competencias de la población puede ser muy distinto en países con niveles similares de escolarización si existen diferencias en la calidad de sus sistemas educativos o en la medida en la que tales conocimientos se acumulan o mantienen a través de otros canales, como la formación de adultos o el aprendizaje en el trabajo. En tiempos recientes, los investigadores han sido cada vez más conscientes de las limitaciones de este indicador y han prestado una atención creciente a la calidad de la educación y a indicadores directos de las competencias de la población.

La calidad relativa de la educación en cada país se ha intentado aproximar fundamentalmente a partir de sus resultados en pruebas internacionales estandarizadas que miden los conocimientos o competencias de la población en edad escolar, aunque ha habido también algunos trabajos que han utilizado estimaciones de la rentabilidad de la educación obtenidas con ecuaciones mincerianas de salarios como indicadores de calidad. Las pruebas estandarizadas a estudiantes (de primaria y/o secundaria) que se han utilizado en la literatura son de dos tipos. El primero mide su desempeño académico y se centra en el dominio de los temarios estándar de las materias más importantes. El segundo se centra en su posesión de habilidades cognitivas, fundamentalmente el dominio del lenguaje y de las matemáticas básicas (lo que podríamos llamar alfabetismo lingüístico y numérico), más que en su desempeño académico en el sentido tradicional. A estos dos tipos de pruebas a estudiantes hay que sumar un tercer grupo de test que se centra también en el alfabetismo en sentido amplio, pero cubre a toda la población adulta en vez de a la de edad escolar, proporcionando así un indicador directo de las competencias del conjunto de la población, con independencia de su origen, que en principio es lo que más se acerca conceptualmente a la variable que nos gustaría medir.

Las pruebas estandarizadas de desempeño académico se centran en tres áreas básicas (matemáticas, ciencias y lectura) y han sido organizadas en su mayoría por la International Association for the Evaluation of Educational Achievement (IEA), primero de forma esporádica comenzando en los años sesenta y luego a intervalos regulares. En su



versión actual, estos test se conocen como *TIMSS* (por *Trends in International Mathematics and Science Study*) y *PIRLS* (por *Progress in International Reading Literacy Study*). Estos exámenes se administran a estudiantes de educación primaria y secundaria (típicamente en su cuarto y octavo cursos) y la participación en los mismos ha ido creciendo con el tiempo, desde una docena escasa de países desarrollados en su primera edición hasta más de medio centenar de países de distintos niveles de renta en las ediciones más recientes de *TIMSS*. Desde mediados de los años noventa, estos exámenes se han puntuado utilizando una escala estandarizada (con una media de 500 y una desviación estándar de 100 para el conjunto total de participantes en la primera edición) y una metodología que permite comparaciones válidas entre distintas ediciones del test dentro de cada disciplina. En el segundo grupo de pruebas encontramos los llamados estudios de PISA que la OCDE administra cada tres años desde 2000 a estudiantes de 15 años, una edad próxima al final de la escolarización obligatoria en la mayor parte de los países participantes. Estas pruebas, también de Matemáticas, Ciencias y Lectura, se centran en conocimientos y competencias aplicados más que en el desempeño académico en el sentido tradicional y también se puntúan con una escala estandarizada que permite su comparación intertemporal a partir de un momento determinado. La participación en esta prueba ha crecido desde los 41 hasta los 79 países o territorios entre 2000 y 2018.

Finalmente, la OCDE también ha organizado tres pruebas diferentes de alfabetismo lingüístico y numérico dirigidas al conjunto de la población en edad de trabajar (16-65) conocidas como *IALS*, *ALL* y *PIAAC*. La participación en estas pruebas ha oscilado entre los 11 y los 33 países, fundamentalmente miembros de la OCDE. La más reciente de ellas, *PIAAC* (por *Program for the International Assessment of Adult Competencies*) se basa en muestras de al menos 5.000 personas en cada país, lo que permite desagregar los resultados por subgrupos de población con ciertas garantías de representatividad e incluye una prueba de habilidades TIC (tecnologías de información y comunicación) en buena parte de los países, aunque no en todos.

Diversos investigadores han recopilado y homogeneizado los resultados de las pruebas internacionales a estudiantes y los han utilizado para construir indicadores de desempeño que suelen interpretarse como medidas de la calidad de los sistemas educativos nacionales. Entre los trabajos

más destacados en esta línea están los de Hanushek con diversos colaboradores y los de un grupo de investigadores ligados al Banco Mundial. Hanushek y Kimko (2000) construyen indicadores de este tipo para una muestra de 31 países utilizando datos de seis test académicos estandarizados. Con el fin de aproximar los conocimientos de los trabajadores actualmente activos de cada país (en vez de la de sus estudiantes) se utiliza un promedio de todas las pruebas en las que este ha participado. Hanushek y Wossmann (2008, 2009, 2012 y 2015) refinan y extienden este indicador hasta llegar a una muestra de 77 países trabajando con los resultados de hasta doce exámenes de Matemáticas, Ciencias y Lectura administrados entre 1964 y 2003. Estos autores estandarizan con cuidado los resultados de las distintas pruebas antes de calcular su promedio con el fin de ponerlos todos en una única distribución utilizando como referencia los datos de NAEP para Estados Unidos, una prueba estandarizada nacional administrada periódicamente desde los años 60 que permite conocer el perfil temporal del desempeño medio de los estudiantes americanos en las áreas de interés.

Altinok, Angrist y varios coautores también han trabajado en la construcción de bases de datos en las que se recogen los resultados homogeneizados de pruebas a estudiantes (4). Estos autores aumentan la cobertura de sus series en relación a otros estudios utilizando exámenes organizados por grupos de países africanos y latinoamericanos que en buena parte no han participado en los estudios globales. Una de las últimas versiones de su base de datos (AAP, 2018) proporciona datos para 163 países y cubre, de forma muy desigual, el período 1965-2015. AAP construyen lo que denominan *resultados armonizados de aprendizaje* (RAAs) como promedios de los resultados de las pruebas internacionales en las que ha participado cada país tras ajustar estos en caso necesario por diferencias en dificultad. Esto se hace aplicando un «tipo de cambio» entre pares de pruebas que se calcula utilizando la ratio entre los resultados medios obtenidos en las mismas por aquellos países que participaron en ambas.

Aunque la utilización de datos de desempeño académico como indicadores de calidad educativa es ciertamente un avance interesante, hay que decir también que estas variables tienen limitaciones significativas. La más importante es quizá la relativa escasez de datos, pues muchos países solo han participado en uno o pocos de los exámenes a

los que he hecho referencia y lo han hecho sobre todo en años recientes, de forma que son pocas las economías para las que se dispone de series temporales relativamente largas de resultados de pruebas estandarizadas. Las dificultades que esto supone se ven además aumentadas por el hecho de que el grueso de los datos disponibles se refieren al desempeño medio de los estudiantes de primaria y secundaria, que todavía no han entrado en el mercado de trabajo. Por el momento, por tanto, no disponemos de la información necesaria para aproximar, trabajando cohorte a cohorte, la calidad media del capital humano de la población activa de la mayoría de los países. Una preocupación adicional que surge cuando salimos del primer mundo es que, ciertamente en décadas pasadas pero todavía hoy, la escolarización ha estado lejos de ser universal en muchos países, incluso en los niveles educativos inferiores, por lo que los resultados de las pruebas descritas más arriba recogen los conocimientos y competencias de solo una parte, posiblemente pequeña, de cada cohorte y del conjunto de la población. Claramente, estos problemas no se plantean en el caso de las pruebas que valoran los conocimientos y habilidades del conjunto de la población adulta, como *PIACC*, pero en este caso solo se dispone de observaciones muy recientes para relativamente pocos países. Una posible forma de mitigar el problema que esto supone consiste en construir series sintéticas de desempeño por país utilizando la distribución por edades de los microdatos de estas pruebas, como han hecho Coulombe y Tremblay (2006) en el caso de *IALS* y Schwerdt y Wiederhold (2018) en el de *PIACC*.

Finalmente, está claro que ninguna de las pruebas existentes puede recoger y medir correctamente todos los conocimientos y competencias que determinan la productividad de los trabajadores o su capacidad para innovar, incluyendo los que se adquieren en las universidades y los centros de trabajo y los conocimientos y habilidades más complejos y especializados que van mucho más allá de lo que se intenta medir en tales pruebas. Así pues, conviene utilizar e interpretar con prudencia los indicadores existentes de calidad educativa y de conocimientos generales de la población. En aquellos países donde hay series relativamente largas de resultados y estos se muestran estables en el tiempo, quizá podamos tener una cierta confianza en que los indicadores del primer tipo que se manejan en la literatura pueden darnos una idea de la calidad media del sistema escolar, que ciertamente es un *input* crucial para el crecimiento, pero no el único. En países con series

más cortas o en los que los resultados de las pruebas han variado significativamente a lo largo del tiempo, hemos de ser aún más cautos. En cuanto al segundo grupo de indicadores, hemos de ser conscientes de que recogen solamente una parte de los conocimientos y las habilidades cognitivas relevantes.

Por otra parte, resulta evidente que hay que tener en cuenta tanto la calidad como la cantidad de la educación para aproximar correctamente el *stock* de capital humano. No basta con tener al grueso de la población escolarizada durante muchos años si la mala calidad de los centros escolares impide que los estudiantes adquieran las competencias que el sistema productivo necesita, pero un sistema educativo excelente tendrá solo efectos limitados sobre la productividad si excluye al grueso de la población. Salvo que se disponga de indicadores directos satisfactorios de los conocimientos y competencias del conjunto de la población, es necesario, por tanto, medir lo mejor posible ambas dimensiones del *stock* de capital humano y utilizarlas conjuntamente en el análisis empírico. Una posibilidad prometedora en esta línea consiste en calcular años medios de escolarización ajustados por calidad, tal como se ha hecho en algunos trabajos recientes utilizando distintos enfoques. Filmer *et al.* (2018) basan el ajuste directamente en el desempeño relativo de los países en pruebas estandarizadas a estudiantes, utilizando indicadores de calidad en la línea de Hanushek y Wossmann o AAP, mientras que Kaarsen (2014) utiliza la variación en los resultados de tales pruebas que está asociada con un curso más en cada país. Por otra parte, Schoellman (2012) y Botev *et al.* (2019) corrigen por calidad en base a los rendimientos mincerianos de la educación, esto es el incremento salarial medio ligado a un año adicional de educación. El primero de estos estudios utiliza datos de inmigrantes a EE.UU., que han sido educados en su país de origen, mientras que el segundo utiliza estimaciones estándar con datos del conjunto de los residentes de cada país.

#### IV. LA EVIDENCIA EMPÍRICA

Un buen número de estudios empíricos han analizado la relación entre capital humano y crecimiento económico utilizando las distintas especificaciones econométricas y bases de datos de los que hemos hablado en las dos secciones anteriores. En términos generales, los primeros intentos en esta dirección (que tuvieron que esperar a la aparición de amplias bases de datos macroeconómicos como

la antecesora de la *Penn World Table* elaborada por Summers y Heston (1988)) generaron resultados positivos que tendían a confirmar la visión en principio optimista del grueso de los economistas sobre los rendimientos económicos de la inversión en educación. Landau (1983), Baumol *et al.* (1989), Barro (1991) y Mankiw, Romer y Weil (1992), entre otros muchos autores, encuentran que distintos indicadores educativos tienen el esperado efecto positivo sobre el crecimiento del *output* utilizando distintas especificaciones *ad hoc* y estructurales, generalmente en combinación con datos de corte transversal (esto es, trabajando con una única observación por país que describe su comportamiento medio durante un período de varias décadas). En el último de estos estudios se estiman ecuaciones estructurales de crecimiento similares a las discutidas en el recuadro 2, lo que permite recuperar unas estimaciones del valor del coeficiente del capital humano en la función de producción agregada,  $\alpha_h$ , que se convirtieron en una referencia importante en la literatura. De acuerdo con Mankiw, Romer y Weil (1992), el valor de este parámetro estaría en torno a 1/3, un valor similar al coeficiente del capital físico, lo que situaba a la educación como uno de los determinantes centrales de la productividad y ayudaba a reducir sensiblemente el residuo de Solow.

Durante la segunda mitad de los años noventa, sin embargo, una nueva oleada de trabajos empíricos produjo resultados desalentadores sobre la contribución de la educación a la productividad agregada. A diferencia de los estudios anteriores, muchos de estos trabajos utilizaron varias observaciones por país tomadas sobre períodos más cortos, así como técnicas de panel o especificaciones en diferencias que básicamente eliminan la variación de corte transversal en los datos antes de proceder a la estimación con el fin de corregir los efectos de la heterogeneidad entre países en variables no observadas y reducir el posible sesgo de endogeneidad. En estos estudios, las variables educativas con frecuencia resultaban no ser significativas e incluso entraban con el signo «incorrecto» en regresiones de crecimiento. (véase, por ejemplo, Benhabib y Spiegel, 1994; Islam, 1995; Caselli, Esquivel y Lefort, 1996; Pritchett, 2001).

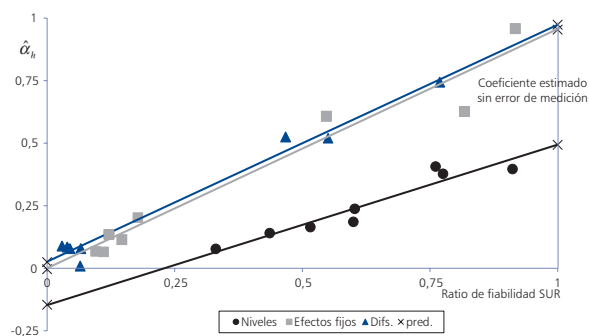
La acumulación de resultados negativos en la literatura durante estos años generó un creciente escepticismo sobre el papel de la educación en el proceso de crecimiento e incluso llevó a algunos autores (véase, en particular, Pritchett, 2001) a considerar seriamente las razones por las que la

inversión en educación podría no contribuir al aumento de la productividad. Otros investigadores, sin embargo, se mostraron escépticos (véase, por ejemplo, Barro, 1997) y tendieron a atribuir la no significatividad de los indicadores de educación en estos trabajos a diversos problemas técnicos que en buena parte tienen que ver con la mala calidad de los datos. Distintos estudios han aportado evidencia consistente con esta hipótesis. Como hemos visto en la sección anterior, los trabajos de Krueger y Lindhal (2001) y De la Fuente y Doménech (2006 y 2015) mostraron que los ratios de fiabilidad de las series de escolarización más utilizadas en la literatura, especialmente cuando se utilizan estimadores de efectos fijos o en diferencias, son lo suficientemente bajos como para explicar el reducido tamaño y la falta de significatividad de las variables educativas en los estudios citados. Por otra parte, los resultados de las estimaciones del coeficiente de capital humano muestran una clara tendencia a mejorar cuando se utilizan series revisadas con ratios de fiabilidad más altos, como muestran, por ejemplo, Cohen y Soto (2007).

Esta última cuestión se explora de forma sistemática en De la Fuente y Doménech (2006) partiendo de la estimación de diversas especificaciones de una función de producción agregada como la presentada en el recuadro 2 utilizando las distintas series de años medios de educación discutidas en la sección anterior como indicadores alternativos del *stock* de capital humano. El ejercicio muestra que tanto el tamaño como la significatividad del coeficiente de la educación en la función de producción agregada aumentan de la manera esperada con el ratio de fiabilidad de la transformación relevante de los datos. Esto se muestra en el gráfico 3, donde también se incluyen las rectas de regresión que resumen la relación estimada entre estas dos variables con cada especificación (en niveles, sin y con efectos fijos, y en diferencias, partiendo siempre del logaritmo de  $H$ ). El diagrama muestra una clara correlación positiva entre las estimaciones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) del coeficiente de la escolarización y los ratios de fiabilidad según cambiamos la fuente de los datos dentro de cada especificación y sugiere que el verdadero valor del coeficiente de capital humano,  $\alpha_h$ , es al menos 0,50 (que es la predicción de la ecuación en niveles para una ratio de fiabilidad igual a uno).

Como sugiere el gráfico 3, es posible extrapolar la relación que se observa entre los ratios de fiabilidad y las estimaciones del coeficiente del capital

GRÁFICO 3  
VALOR ESTIMADO DE  $\alpha_h$  VS. RATIO DE FIABILIDAD SUR



Fuente: Elaboración propia.

humano según cambiamos de base de datos con el fin de estimar el valor de  $\alpha_h$  que se obtendría en ausencia de errores de medición. De esta forma, se pueden construir metaestimaciones (5) de este parámetro que estarán libres del sesgo de atenuación, aunque esto debe hacerse de una forma algo más cuidadosa de lo que sugiere el gráfico cuando la ecuación de crecimiento incluye regresores adicionales. Los resultados que se obtienen por este procedimiento en De la Fuente y Doménech (2006) implican valores de  $\alpha_h$  de al menos 0,50 y, más probablemente, de entre 0,70 y 0,80. Estos valores son muy superiores a la estimación ya comentada de Mankiw, Romer y Weil de en torno a un tercio, que podría, seguramente, haberse considerado un valor de consenso para este parámetro a principios de los noventa e implican elevadas tasas de rentabilidad social de la inversión en capital humano que podrían reflejar, al menos en parte, externalidades positivas, esto es, efectos positivos sobre el *output* no apropiables a nivel individual.

Como ya se apuntaba en la sección anterior, un desarrollo reciente de considerable interés ha sido la utilización de datos de desempeño estudiantil en pruebas estandarizadas internacionales para construir indicadores de calidad educativa que luego se utilizan en estudios empíricos sobre los determinantes del crecimiento. A esta literatura han contribuido muy notablemente Hanushek y sus coautores con una serie de trabajos ya citados que sugieren que la calidad de la educación puede ser un determinante crucial del crecimiento económico. Estos investigadores incluyen indicadores de calidad en regresiones *ad-hoc* de crecimiento, trabajando

fundamentalmente con datos de corte transversal. En sus estudios, la variable de desempeño estudiantil presenta el esperado signo positivo, resulta altamente significativa y tiende a expulsar al resto de indicadores educativos, incluyendo los años medios de escolarización, que solo resultan significativos cuando la variable de calidad se omite. Estos resultados son robustos a la inclusión de variables adicionales en la ecuación de crecimiento (incluyendo el nivel de gasto público, la tasa de inversión, un índice de apertura al comercio internacional y varios indicadores de inestabilidad política) así como a cambios en la composición de la muestra, a la estimación por variables instrumentales y a otros test de robustez.

En varios de estos trabajos se ofrecen resultados complementarios que sugieren que el buen desempeño de los indicadores de calidad educativa no es fruto de la existencia de problemas de causación inversa o de la omisión de variables relevantes, lo que convierte en plausible la conclusión de los autores de que existe una relación causal entre la calidad de la educación y el crecimiento económico. Hanushek y Kimko (2000) destacan dos resultados que apuntan en esta dirección, que también han sido corroborados y extendidos en trabajos más recientes de Hanushek con Wossmann y otros coautores. El primero es su hallazgo de que distintos indicadores del volumen de recursos utilizados en el sistema educativo no están correlacionados positivamente con los resultados de las pruebas internacionales en las que se basan sus indicadores de calidad. Es concebible, sostienen los autores, que el crecimiento económico afecte positivamente a la calidad educativa a través de una mejor financiación del sistema escolar, lo que podría generar un sesgo al alza en el coeficiente del indicador de calidad en las regresiones de crecimiento. Pero puesto que la financiación escolar no parece tener un efecto apreciable sobre la calidad educativa, se rompe un eslabón crucial de la cadena y resulta poco plausible que los resultados se deban a la causación inversa.

El segundo indicio proviene de la estimación de una ecuación minceriana de salarios utilizando una muestra de inmigrantes extranjeros que trabajan en los EE.UU. Hanushek y Kimko encuentran que su indicador de la calidad de la educación en el país de origen entra en la ecuación de salarios con un coeficiente positivo y significativo (tras controlar de la forma habitual por los años de escolarización y la experiencia), pero solamente en el caso de los trabajadores que emigraron tras completar sus es-

tudios, y no para aquellos que terminaron su escolarización en los EE.UU. Los autores interpretan este resultado como una indicación de que las variables de desempeño estudiantil no son tan solo *proxies* de características nacionales relevantes que se omiten en la ecuación de crecimiento, o incluso de características culturales o familiares que podrían persistir tras la emigración. También observan, sin embargo, que las estimaciones microeconómicas de los efectos de la educación obtenidos con datos de inmigrantes tienden a implicar efectos mucho menores sobre la productividad que los obtenidos en ecuaciones macroeconómicas de crecimiento, lo que sugiere que los resultados de estas últimas podrían estar recogiendo algo más que efectos directos sobre la productividad.

Angrist *et al.* (2019) corroboran los resultados básicos de Hanushek y Kimko, y los de Hanushek y Wossmann utilizando datos y especificaciones similares con una muestra más amplia y un período más reciente. Filmer *et al.* (2018), sin embargo, encuentran que el indicador de cantidad (años medios de escolarización) se mantiene en la ecuación cuando se introducen indicadores de calidad basados en los resultados de TIMSS y PISA (6). En su especificación preferida se utiliza un indicador de años medios de escolarización corregidos por calidad que resulta más significativo que los indicadores de cantidad o calidad incluidos conjunta o separadamente y conserva el mismo poder explicativo que el modelo que incluye ambas variables por separado (7).

Los positivos resultados alcanzados en trabajos empíricos que utilizan indicadores de calidad educativa basados en los resultados de pruebas a estudiantes ciertamente sugieren que la calidad de la educación es un factor crucial, pero no implican que su cantidad sea irrelevante por motivos ya apuntados más arriba. En última instancia, lo importante para la productividad solo pueden ser los conocimientos y competencias con los que cuentan los trabajadores activos, pero estos dependerán tanto de la longitud de su escolarización como de la calidad de la misma y también de otros factores sobre los que generalmente tenemos muy poca información. Si no podemos medir directamente el *stock* de conocimientos de la fuerza laboral, tanto los años medios de escolarización como el desempeño medio en pruebas estandarizadas son solo indicadores parciales que podrían servir como *proxies* imperfectas de la variable que realmente querríamos medir. Algunos de los resultados de la literatura reciente, aunque no todos, parecen indi-

car que las notas medias en tales pruebas podrían ser una mejor *proxy* del verdadero *stock* de capital humano que los años medios de escolarización, pero eso no implica que esta variable sea la mejor palanca de política. Así, por ejemplo, resultaría seguramente muy sencillo aumentar las notas medias en pruebas como PISA mediante una estrategia basada en expulsar del sistema a los malos estudiantes en edades tempranas, pero creo que todos estaríamos de acuerdo en que hacerlo no sería una buena idea –y más generalmente, en que hay que ser muy cuidadoso a la hora de extraer implicaciones de política de algunos de estos resultados–.

Por otra parte, las estimaciones existentes de los efectos de la calidad educativa presentan todavía algunas limitaciones. Una de ellas es que la información disponible nos fuerza a trabajar esencialmente con datos de corte transversal y no permite introducir especificaciones de panel o en diferencias que son, como hemos visto, las que suelen generar resultados contraintuitivos en relación con la educación. Mientras no dispongamos de series más largas, no podremos comprobar si el buen desempeño de las variables de calidad se mantiene o no con tales especificaciones, lo que sería un test importante de robustez. Otra limitación de estos estudios es que utilizan una especificación que, en principio, solo recoge los efectos de tasa del capital humano, pero no los de nivel, ignorando así, *a priori*, uno de los principales efectos cuya existencia querríamos contrastar (8). Un tercer problema es la magnitud estimada de los efectos del desempeño académico sobre el crecimiento, que parece demasiado elevada para resultar creíble. Así, Hanushek y Wossmann (2015) estiman que una mejora de una desviación estándar en los resultados de las pruebas internacionales a estudiantes añadiría dos puntos a la tasa de crecimiento anual, lo que a primera vista parece dejar muy poco margen para otros factores distintos de la educación a la hora de explicar disparidades de crecimiento entre países. Por otra parte, el resultado es más impreciso de lo que parece a primera vista pues, dado que la tasa de crecimiento de la renta per cápita resulta ser también una función decreciente del nivel inicial de la misma variable, habría que tener en cuenta que el efecto estimado se iría reduciendo según va aumentando la renta. En un modelo estructural se podría calcular el efecto de la calidad educativa sobre el nivel de la senda de estado estacionario, pero tal senda no tiene por qué existir y no puede calcularse fácilmente tal como se ha especificado el modelo.

Algunas de estas limitaciones han sido soslayadas en un reducido número de estudios que han utilizado indicadores directos de los conocimientos y competencias del conjunto de la población adulta basados en los resultados de *IALS* y *PIACC*. Tras construir series temporales sintéticas explotando la distribución por edades de los resultados de *IALS*, Coulombe y Tremblay (2006) estiman una ecuación estructural de convergencia utilizando datos quinquenales y técnicas de panel para una muestra de 14 países de la OCDE durante el período 1960-1995. Su *proxy* para la inversión en capital humano es el desempeño medio en *IALS* de la cohorte que se incorpora al mercado de trabajo en cada quinquenio. A diferencia de estudios similares con indicadores de cantidad de educación, la variable de resultados de *IALS* resulta claramente significativa y mantiene el signo correcto. Schwerdt y Wiederhold (2018) básicamente replican el trabajo de Coulombe y Lee utilizando datos de *PIACC* para una muestra de 33 países durante el período 1970-2010 con resultados cualitativamente muy similares y obtienen valores más elevados del coeficiente de capital humano. Los resultados parecen, por tanto, muy prometedores, aunque estos estudios también presentan limitaciones que incluyen el reducido tamaño de la muestra y la necesidad de utilizar series sintéticas que no tienen en cuenta los posibles cambios en competencias y conocimientos con la edad o los efectos de las migraciones.

## V. CONCLUSIÓN

Este trabajo contiene un panorama selectivo y bastante parcial de la literatura empírica sobre capital humano y crecimiento. Tras esbozar el marco teórico que ha servido de referencia a muchos de los estudios sobre el tema, me he centrado en la gradual mejora de los datos utilizados en ellos y en el cambio en el foco de atención desde la cantidad hacia la calidad de la educación, o más bien, desde el número de años de escolarización hacia sus resultados en términos de aprendizaje, aproximados por el desempeño de los estudiantes o del conjunto de la población adulta en pruebas internacionales estandarizadas de conocimientos o competencias básicas. Finalmente, he repasado la evidencia empírica disponible, distinguiendo entre sucesivas oleadas de estudios que han utilizado bases de datos y especificaciones econométricas diferentes y han obtenido resultados contrapuestos.

Los resultados de los primeros trabajos empíricos sobre la contribución de la educación al crecimiento económico fueron generalmente positivos. Durante la segunda mitad de los noventa, sin embargo, una nueva serie de estudios produjeron resultados desalentadores sobre el tema que generaron una fuerte controversia en la literatura entre «escépticos» y «creyentes» en el potencial de la educación como motor del crecimiento económico. Aunque es demasiado pronto para dar el asunto por zanjado, mi lectura de la evidencia acumulada desde entonces es optimista. Tenemos buenas razones para pensar que los negativos resultados de parte de la literatura anterior pueden deberse en buena medida a las deficiencias de los datos educativos utilizados en tales estudios. Los trabajos que utilizan datos mejorados de escolarización o corrigen econométricamente por la existencia de errores de medición sugieren con claridad que aumentos en el nivel educativo tienen un efecto sustancial sobre la productividad agregada. Los efectos estimados, además, son generalmente más significativos y robustos cuando se utilizan datos de desempeño en pruebas estandarizadas internacionales, lo que sugiere que la calidad de la educación también juega un papel importante que estamos empezando a comprender y cuantificar y que comenzamos a disponer de medidas fiables de conocimientos y habilidades del conjunto de la población que podrían ser buenos indicadores directos del *stock* de capital humano. Con todo, queda todavía mucho trabajo pendiente para disponer de datos fiables para muestras amplias y de estimaciones precisas de los efectos de interés.

## NOTAS

(\*) Este trabajo ha sido financiado en parte por el Ministerio de Economía, Industria y Competitividad a través del proyecto ECO2017-87862-P.

(\*\*) Otra afiliación: Instituto de Análisis Económico (CSIC).

(1) Otras fuentes de interés incluyen el *Anuario Demográfico* de la ONU, que también incorpora datos del nivel educativo de la población desagregada por grupos de edades y, en años recientes, el informe anual de la OCDE sobre la educación de sus países miembros (*Education at a Glance*), que contiene gran cantidad de información sobre los *input* y los *output* de los sistemas educativos de estos países.

(2) Obsérvese que el denominador de la última expresión en [3] supone implícitamente que el término de error,  $\epsilon$ , no está correlacionado con  $H$ .

(3) Intuitivamente, la regresión de  $P_2$  sobre  $P_1$  nos da una idea de lo bien que  $P_1$  explica la verdadera variable,  $H$ , porque el error de medición en la variable dependiente ( $P_2$  en este caso) será absorbido por el término de error sin generar ningún sesgo. Por tanto, es casi como si estuviéramos regresando la verdadera variable sobre  $P_1$ .

(4) Véanse, entre otros, ALTINOK y MURSELI (2007); ALTINOK, DIEBOLT y de MEULEMEESTER (2014); ALTINOK, ANGRIST y PATRINOS (AAP, 2018); ANGRIST et al. (2019).

(5) Una metaestimación es una estimación que no se obtiene directamente de los datos, sino que se obtiene indirectamente a partir de otras estimaciones primarias.

(6) Véase el cuadro 1 en la p. 45 y los cuadros A1 y A2 del Anexo. El modelo estimado es similar al que utilizan HANUSHEK y WOSSMANN aunque el período analizado, la muestra de países y los indicadores concretos de cantidad y calidad de la educación utilizados en cada caso difieren.

(7) Otros trabajos que utilizan años de escolarización corregidos también encuentran que este indicador funciona mejor que otras alternativas, aunque las especificaciones utilizadas son demasiado distintas de las comentadas más arriba para comparar los resultados. BOTEV et al. () indican que su indicador (de años medios ajustados en base a estimaciones de rendimientos mincerianos) funciona bien mientras que otro basado en test scores no lo hace en sus regresiones. SCHOELLMAN (2012) y KAARSENS (2014) no incluyen sus indicadores en regresiones, sino que los utilizan en ejercicios de contabilidad de crecimiento. Ambos autores concluyen que el ajuste por calidad aumenta significativamente la capacidad del modelo para explicar las diferencias de productividad observadas entre países ricos y pobres.

(8) La especificación relaciona el crecimiento de la renta per cápita durante un período largo con el nivel del indicador de calidad educativa controlando por la renta per cápita al comienzo del período posiblemente controlando por otras variables. Para recoger los efectos de nivel debería incluirse como regresor el cambio en el indicador de calidad entre el comienzo y el final del período analizado, lo que generalmente no se hace, en buena parte al menos por la falta de los datos necesarios para muchos países.

## BIBLIOGRAFÍA

ALTINOK, N., ANGRIST, N. y PATRINOS, H. (2018). Global Data Set on Education Quality (1965-2015). *World Bank, Policy Research Working Paper* n.º 8314.

ALTINOK, N., DIEBOLT, C. y DE MEULEMEESTER, J.-L. (2014). A New International Database on Education Quality: 1960-2010. *Applied Economics*, 46(11), pp. 1212-1247.

ALTINOK, N. y MURSELI, H. (2007). International database on Human Capital Quality. *Economics Letters*, 96(2), pp. 237-244.

ANGRIST, N., DJANKOV, S., GOLDBERG, P. y PATRINOS, H. (2019). Measuring Human Capital. *Policy Research Working Paper* 8742. Washington DC: World Bank.

BARRO, R. (1991). Economic Growth in a Cross Section of Countries. *Quarterly Journal of Economics*, CVI(2), pp. 407-443.

— (1997). *Determinants of economic growth: a cross-country empirical study*. Lionel Robbins Lectures. Cambridge, Mass MIT Press.

BARRO, R. y LEE, J.-W. (1993). International Comparisons of Educational Attainment. *Journal of Monetary Economics*, 32, pp. 363-94.

— (1996). International Measures of Schooling Years and Schooling Quality. *American Economic Review*, 86(2), Papers and Proceedings, pp. 218-223.

— (2000). International data on educational attainment, updates and implications. *NBER Working Paper*, n.º 7911. En: <http://www.nber.org/papers/w7911>

— (2010). A new data set of educational attainment in the world, 1950-2010. *NBER Working Paper*, n.º 15902. Cambridge, Mass.

— (2013). A New Data Set of Educational Attainment in the World, 1950-2010. *Journal of Development Economics*, 104, pp. 184-198.

BAUMOL, W., BATEY BLACKMAN, S. A. y WOLF, E. (1989). *Productivity and American Leadership: the Long View*. MIT Press.

BEHRMAN, J. y ROSENZWEIG, M. (1994). Caveat emptor: cross-country data on education and the labor force. *Journal of Development Economics*, 44, pp. 147-171.

BENHABIB, J. y SPIEGEL, M. (1994). The Role of Human Capital in Economic Development: Evidence from Aggregate Cross-Country Data. *Journal of Monetary Economics*, 34, pp. 143-173.

BOTEV, J., ÉGERT, B., SMIDOVA, Z. y TURNER, D. (2019). A new macroeconomic measure of human capital with strong empirical links to productivity. *OECD Economics Department Working Paper*, n.º 1575. Paris: OCDE. Disponible en: <https://dx.doi.org/10.1787/d12d7305-en>

CASELLI, F., ESQUIVEL, G. y LEFORT, F. (1996). Reopening the convergence debate: a new look at cross-country growth empirics. *Journal of Economic Growth*, 1(3), pp. 363-389.

COHEN, D. y SOTO, M. (2001). Growth and Human Capital: Good Data, Good Results. *CEPR Discussion Paper*, n.º 3025.

— (2007). Growth and human capital: good data, good results. *Journal of Economic Growth*, 12(1), pp. 51-76.

COULOMBE, S. y TREMBLAY, J. F. (2006). Literacy and Growth. *B.E. Journals in Macroeconomics: Topics in Macroeconomics*, 6(2), pp. 1-32.

COULOMBE, S., TREMBLAY, J. F. y MARCHAND, S. (2004). Literacy scores, human capital and growth across fourteen OECD countries. Statistics Canada.

DE LA FUENTE, A. y DOMÉNECH, R. (2000). Human capital in growth regressions: how much difference does data quality make? *OECD Economics Department Working Paper*, n.º 262. París.

— (2001a). Schooling data, technological diffusion and the neoclassical model. *American Economic Review*, 91(2), Papers and Proceedings, pp. 323-327.

— (2001b). Educational attainment in the OECD, 1960-90. *CEPR Discussion Paper*, n.º 3390.

— (2002). Human capital in growth regressions: how much difference does data quality make? An update and further results. *CEPR Discussion Paper*, n.º 3587. En: <http://ideas.repec.org/e/pde52.html#papers>

- (2006). Human capital in growth regressions: how much difference does data quality make? *Journal of the European Economic Association*, 4(1), pp. 1-36.
- (2015). Educational Attainment in the OECD, 1960-2010. Updated series and a comparison with other sources. *Economics of Education Review*, 48, October, pp. 56-74.
- FILMER, D., ROGERS, H., ANGRIST, N. y SABARWAL, S. (2018). Learning-Adjusted Years of Schooling (LAYS). Defining a New Macro Measure of Education. *Policy Research Working Paper*, n.º 8591. World Bank.
- GOUJON, A., SAMIR, K. C., SPERINGER, M. y BARAKAT, B. (2016). A harmonized dataset on global educational attainment between 1970 and 2060. An analytical window into recent trends and future prospects in human capital development. *Journal of Demographic Economics*, 82(3), pp. 315-63. <https://doi.org/10.1017/dem.2016.10>
- HANUSHEK, E. y KIMKO, D. (2000). Schooling, labor-force quality and the growth of nations. *American Economic Review*, 90(5), pp. 1184-1208.
- HANUSHEK, E. y WOESSMANN, L. (2008). The role of cognitive skills in economic development. *Journal of Economic Literature*, 46(3), pp. 607-608.
- (2015). *The Knowledge Capital of Nations: Education and the Economics of Growth*. CESifo book series. Cambridge. Mass: MIT Press.
- HANUSHEK, E. y WÖSSMAN, L. (2009). Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes and causation. *NBER Working Paper*, n.º 14633. Cambridge, Mass.
- (2012). Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes and causation. *Journal of Economic Growth*, 17, pp. 267-321.
- ISLAM, N. (1995). Growth empirics: a panel data approach. *Quarterly Journal of Economics*, 110, pp. 1127-1170.
- KAARSEN, N. (2014). Cross-Country Differences in the Quality of Schooling. *Journal of Development Economics*, 107, pp. 215-224.
- KRUEGER, A. y LINDAHL, M. (2001). Education for growth: why and for whom? *Journal of Economic Literature* XXXIX, pp. 1101-1136.
- KYRIACOU, G. (1991). Level and Growth Effects of Human Capital: A Cross-Country Study of the Convergence Hypothesis. *Working Papers*, C.V. Starr Center for Applied Economics. New York University.
- LANDAU, D. (1983). Government Expenditure and Economic Growth: a Cross-Country Study. *Southern Economic Journal*, January, pp. 783-792.
- LAU, L., BHALLA, S. y LOUAT, F. (1991). Human and physical capital stock in developing countries: construction of data and trends. Draft mimeo, *World Development Report*. World Bank.
- LAU, L., JAMISON, D. y LOUAT, F. (1991). Education and Productivity in Developing Countries: an Aggregate Production Function Approach. *Report n.º WPS 612*. The World Bank.
- LUTZ, W., GOUJON, A., SAMIR, K. C. y SANDERSON, W. (2007). Reconstruction of populations by age, sex and level of educational attainment for 120 countries for 1970-2000. *Vienna Yearbook of Population Research 2007*, pp. 193-235. <http://www.iiasa.ac.at/Research/POP/edu07/index.html>
- MANKIW, G., ROMER, D. y WEIL, D. (1992). A Contribution to the Empirics of Economic Growth. *Quarterly Journal of Economics*, pp. 407-437.
- NEHRU, V., SWANSON, E. y DUBEY, A. (1995). A New Database on Human Capital Stocks in Developing and Industrial Countries: Sources, Methodology and Results. *Journal of Development Economics*, 46, pp. 379-401.
- PRITCHETT, L. (2001). Where has all the education gone? *World Bank Economic Review*, 15(3), pp. 367-391.
- PSACHAROPOULOS, G. y ARRIAGADA, A. (1986). The educational composition of the labour force: an international comparison. *International Labour Review*, 125(5), sept.-oct., pp. 561-574.
- SAMIR, K. C., BARAKAT, B., GOUJON, A., SKIRBEKK, V., SANDERSON, W. y LUTZ, W. (2010). Projection of populations by level of educational attainment, age, and sex for 120 countries for 2005-2050. *Demographic Research*, 22(15), pp. 383-472.
- SCHOELLMAN, T. (2012). Education Quality and Development Accounting. *Review of Economic Studies*, 79(1), pp. 388-417. Disponible en: <https://doi.org/10.1093/restud/rdr025>
- SCHWERDT, G. y WIEDERHOLD, S. (2018). *Literacy and Growth: New Evidence from PIAAC*. University of Konstanz and Catholic University Eichstaett-Ingolstadt: Mimeo.
- SOLOW, R. (1957). Technical Change and the Aggregate Production Function. *Review of Economics and Statistics*, 39(3) (Aug.), pp. 312-320.
- SUMMERS, R. y HESTON, A.W. (1988). A New Set of International Comparisons of Real Product and Price Levels: Estimates for 130 Countries, 1950-1985. *Review of Income and Wealth*, 34(1), pp. 1-25