

Documento de Trabajo - 2015/08

Capital Humano y Productividad*

Ángel de la Fuente

FEDEA e Instituto de Análisis Económico (CSIC)

June 2015

* El presente trabajo ha sido publicado como parte del volumen titulado *Reflexiones sobre el sistema educativo español*, coordinado por Mercedes Esteban y editado por la Fundación Ramón Areces y la Fundación Europea Sociedad y Educación y se reproduce aquí con el permiso de ambas Fundaciones. El volumen completo se puede descargar aquí: <http://www.sociedadyeducacion.org/site/wp-content/uploads/Reflexiones-sobre-el-sistema-educativo-espanol.pdf>

fedea

CAPITAL HUMANO Y PRODUCTIVIDAD*

ÁNGEL DE LA FUENTE**

FEDEA e Instituto de Análisis Económico (CSIC)

RESUMEN

Este trabajo contiene un breve panorama de la literatura empírica sobre capital humano y productividad y resume los resultados de mi propio trabajo sobre el tema. En conjunto, la evidencia disponible sugiere que la inversión en educación tiene un efecto positivo, significativo y cuantitativamente importante sobre el crecimiento de la productividad. De acuerdo con mis estimaciones, además, la rentabilidad social de la inversión en capital humano es mayor que la del capital físico en la mayor parte de los países de la UE y en muchas regiones españolas.

INTRODUCCIÓN

Una de las características distintivas de las “nuevas” teorías del crecimiento económico ha sido el enriquecimiento del concepto relevante de capital. Mientras que los modelos neoclásicos tradicionales se centraban casi exclusivamente en la acumulación de capital físico (estructuras y maquinaria), las contribuciones más recientes han atribuido una importancia creciente a la acumulación de capital humano y conocimientos productivos, así como a la interacción entre estos dos factores intangibles.

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

** El presente trabajo, basado en de la Fuente (2011), ha sido preparado para el proyecto “Reflexiones sobre el sistema educativo español”, promovido por las fundaciones Ramón Areces y Europea Sociedad y Educación.

La evidencia empírica, sin embargo, no siempre ha sido consistente con los nuevos modelos teóricos. En el caso del capital humano, en particular, algunos estudios han obtenido resultados bastante desalentadores. Con frecuencia, las variables educativas no son significativas o incluso entran con el signo “equivocado” en ecuaciones de crecimiento, especialmente cuando éstas se estiman utilizando especificaciones en diferencias o técnicas de panel. La acumulación de resultados negativos en la literatura durante la segunda mitad de los noventa 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 educativa podría no contribuir al crecimiento de la productividad.

Muchos investigadores, sin embargo, mantuvimos una visión más optimista y argumentamos que los resultados negativos de ciertos estudios podían atribuirse a problemas técnicos que tienen mucho que ver con la dificultad de medir correctamente el capital humano. El presente artículo contiene un repaso rápido de varias ramas de la literatura que proporcionan evidencia consistente con esta hipótesis y un resumen algo más detallado de mi trabajo sobre el tema. El artículo está organizado como sigue. La sección 2 esboza el marco teórico que ha guiado la mayor parte de los estudios sobre la contribución de la educación al crecimiento económico, repasa las principales especificaciones empíricas que se han utilizado en la literatura y discute brevemente algunos de sus resultados clave. La sección 3 destaca algunos de los problemas de las series de escolarización más utilizados en la literatura empírica más temprana, discute sus implicaciones para los intentos de estimar la contribución de la educación al crecimiento de la productividad e introduce un conveniente indicador de calidad de los datos que puede utilizarse para cuantificar el contenido informativo de distintas series de escolarización y para estimar el tamaño del sesgo generado por la existencia de errores de medición. La sección 4 resume los principales resultados de una serie de trabajos que he escrito en su mayor parte en colaboración con Rafael Doménech. En ellos construimos nuevas series de escolarización para una muestra de más de veinte países de la OCDE y para las regiones españolas, elaboramos indicadores del contenido informativo de estas y otras series de escolarización y estimamos diversas especificaciones de crecimiento con ambas muestras. Utilizando estos resultados, hemos construido una serie de meta-estimaciones de los coeficientes del capital humano en una función de producción agregada del tipo Cobb-Douglas que corrigen el sesgo a la baja generado por el error de medición. Con esta corrección, encontramos que la contribución de la inversión en capital humano al crecimiento de la productividad es positiva, de un tamaño muy apreciable, e implica una rentabilidad social muy respetable que, para la mayor parte de los territorios en nuestras

dos muestras, se compara muy favorablemente con la ligada a la inversión en capital físico, lo que sugiere que existen importantes externalidades positivas.

CAPITAL HUMANO Y CRECIMIENTO ECONÓMICO: UN REPASO RÁPIDO DE LA LITERATURA

Los modelos teóricos que analizan el papel del componente educativo del capital humano en el proceso de desarrollo económico se construyen a partir de la hipótesis de que los conocimientos y competencias de la población trabajadora inciden positivamente sobre su productividad y sobre su capacidad para desarrollar y adoptar nuevas tecnologías¹. Para explorar sus implicaciones y abrir el camino a su contrastación empírica, esta hipótesis se formaliza generalmente en una de dos formas no excluyentes. La más sencilla consiste en introducir el stock de capital humano (al que llamaré H en este trabajo) como un argumento adicional en una función de producción agregada por lo demás estándar que relaciona el producto nacional o regional con los stocks de factores productivos (generalmente el empleo y el capital físico) y con un índice de eficiencia técnica o productividad total de los factores (PTF). La segunda posibilidad consiste en incluir H en el modelo como uno de los determinantes de la tasa de progreso técnico (esto es, de la tasa de crecimiento de la PTF). Esto requiere la especificación de una función de progreso técnico que puede incluir variables adicionales tales como la inversión en I+D y la brecha existente entre cada país y la frontera tecnológica mundial.

En lo que sigue, me referiré a la primera de estas conexiones entre capital humano y productividad como *efectos de nivel* (puesto que el stock de capital humano tiene un efecto directo sobre el nivel de *output*) y a la segunda de ellas como *efectos de tasa* (porque H afecta ahora a la tasa de crecimiento del *output* a través de la PTF). El Recuadro 1 desarrolla un simple modelo de crecimiento con capital humano que formaliza la discusión precedente e incorpora ambos efectos.

Algunos modelos teóricos recientes sugieren que la acumulación de capital humano puede generar externalidades importantes que podrían justificar la intervención pública correctiva. El problema surge porque algunos de los beneficios de una fuerza laboral más educada tienden a “escaparse” y generan ganancias de *output* que no pueden ser apropiadas en la forma de mayores ingresos por aquellos que financian las inversiones relevantes, dando lugar a una “brecha” entre los rendimientos privados y sociales de la educación. Lucas (1988), por ejemplo, sugiere que el stock medio de capital humano a nivel agregado aumenta la productividad

1. Véase entre muchos otros Nelson y Phelps (1966), Lucas (1988) y Jones (1996).

de cada empresa manteniendo constante el stock propio de capital humano. También se suele suponer que los efectos de tasa del capital humano sobre el ritmo del progreso técnico incluyen un componente importante de externalidad porque es difícil apropiarse privadamente de todo el valor económico de las ideas. Azariadis y Drazen (1990), e implícitamente Lucas (1988) también, destacan que las cohortes más jóvenes se benefician del conocimiento y las destrezas acumuladas por sus mayores, generando externalidades intergeneracionales potencialmente importantes que operan tanto en casa como en la escuela. La literatura también sugiere que el capital humano puede generar externalidades “cívicas” más difusas dado que un aumento del nivel educativo de la población puede ayudar a reducir las tasas de criminalidad o contribuir al desarrollo de instituciones más efectivas.

RECUADRO 1. UN MODELO DESCRIPTIVO DE CAPITAL HUMANO Y CRECIMIENTO

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

$$(R.1) Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\alpha_k} H_{it}^{\alpha_h} L_{it}^{\alpha_l}$$

donde Y_{it} denota el *output* del territorio i en el momento t , L_{it} el nivel de empleo, K_{it} el stock de capital físico, H_{it} el stock de capital humano por trabajador, medido generalmente por el nivel educativo medio, 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 factores omitidos tales como la localización geográfica, el clima o la calidad de las instituciones. Los coeficientes α_j (con $i = k, h, l$) miden la elasticidad del *output* con respecto a los stocks de los distintos factores. Un aumento del 1% en el stock de capital humano por trabajador, por ejemplo, aumentaría el *output* en un $\alpha_h\%$, manteniendo constantes los stocks de los demás factores productivos y el nivel de eficiencia técnica.

Bajo la hipótesis habitual de que (R.1) presenta rendimientos constantes a escala en capital físico y trabajo manteniendo constante el nivel medio de formación (esto es, que $\alpha_k + \alpha_l = 1$), podemos definir una función de producción per cápita que relaciona la productividad media del trabajo con el nivel medio de formación 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. Dividiendo ambos lados de (R.1) por el empleo total, L , tenemos:

$$(R.2) Q = AZ^{\alpha_k} H^{\alpha_h}$$

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

$$(R.3) A_{it} = B_t X_{it}$$

[CONTINÚA EN PÁGINA SIGUIENTE]

RECUADRO 1. UN MODELO DESCRIPTIVO DE CAPITAL HUMANO Y CRECIMIENTO

donde B_t denota la frontera tecnológica mundial (esto es, el nivel máximo alcanzable de eficiencia en la producción dado el nivel actual de 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. Supondremos que B_t crece a una tasa constante, g , y que la tasa de crecimiento de X_{it} viene dada por

$$(R.4) \Delta X_{it} = \gamma_{i0} - \lambda x_{it} + \gamma H_{it}$$

donde x_{it} es el logaritmo de X_{it} y γ_{i0} es un efecto fijo de país que ayuda a controlar por variables omitidas, tales como la inversión en I+D. Obsérvese que esta especificación incorpora un efecto de difusión tecnológica o *catch-up*. Si $\lambda > 0$, los países que están más cerca de la frontera tecnológica experimentarán tasas más reducidas de crecimiento de la PTF, lo que hará que los niveles de PTF tiendan a estabilizarse en relación a la frontera con el paso del tiempo y que sus valores de estado estacionario sean determinados parcialmente por el nivel educativo.

DE LA TEORÍA A LOS DATOS: ENFOQUES ALTERNATIVOS PARA EL ANÁLISIS EMPÍRICO

Los estudios empíricos sobre la contribución del capital humano a la productividad (o más generalmente sobre los determinantes del crecimiento económico) han seguido uno de dos enfoques alternativos. El primero de ellos se basa en la especificación y estimación de una ecuación *ad hoc* que relaciona el crecimiento del *output* total o per cápita con un conjunto de variables potencialmente relevantes que se identifican en base a consideraciones teóricas informales. En el segundo enfoque, por contra, lo que se intenta estimar es una relación estructural entre el nivel de *output* o su tasa de crecimiento y un conjunto de variables explicativas que se deriva de un modelo teórico explícito, construido a partir de una función de producción y, posiblemente, de una relación de progreso técnico del tipo descrito en el Recuadro 1.

Este marco básico para el análisis “estructural” de los determinantes del crecimiento puede dar lugar un gran número de especificaciones empíricas tal como se discute en el Recuadro 2. La función de producción puede estimarse directamente con las variables relevantes expresadas en niveles o en tasas de crecimiento siempre que dispongamos de datos sobre los *stocks* de los distintos factores productivos. Alternativamente, sus parámetros pueden recuperarse a partir de otras especificaciones (ecuaciones de convergencia o de estado estacionario) que están diseñadas para permitir la estimación cuando sólo se dispone de datos sobre flujos inversores en vez de sobre *stocks* de factores, o cuando estos últimos no se consideran fiables. Estas especificaciones se obtienen a partir de la función de producción, reemplazando los *stocks* de factores o sus tasas de crecimiento por aproximaciones convenientes construidas a partir de las tasas de inversión utilizando la metodolo-

RECUADRO 2. ALGUNAS ESPECIFICACIONES EMPÍRICAS HABITUALES

A la hora de estimar, resulta generalmente conveniente trabajar con la función de producción escrita en términos de logaritmos o de tasas de crecimiento. Utilizando minúsculas para indicar logaritmos y la combinación de minúsculas con el símbolo “Δ” para indicar tasas de crecimiento, la función de producción dada por la ecuación (R.1) en el Recuadro 1 genera las siguientes dos especificaciones:

$$(R.5) y_{it} = a_{it} + \alpha_k k_{it} + \alpha_h h_{it} + \alpha_l l_{it} + \varepsilon_{it}$$

$$(R.6) \Delta y_{it} = \Delta a_{it} + \alpha_k \Delta k_{it} + \alpha_h \Delta h_{it} + \alpha_l \Delta l_{it} + \Delta \varepsilon_{it}$$

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

Una dificultad que surge en este punto es que estas dos ecuaciones contienen términos que no son directamente observables (en particular, el nivel de PTF, a_{it} , o su tasa de crecimiento, Δa_{it}). Para proceder con la estimación, resulta necesario hacer algún supuesto adicional sobre el comportamiento de estos términos. Diferentes supuestos generarán especificaciones econométricas distintas. La posibilidad más sencilla consiste en suponer que la tasa de progreso técnico es constante en el tiempo y en el espacio, de forma 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 (R.6) y a_{it} se reemplaza en la ecuación (R.5) por $a_{i0} + gt$, donde a_{i0} y g dan lugar a un conjunto de constantes específicas para cada país y a una tendencia común, respectivamente. Un enfoque alternativo y más sofisticado consiste en especificar Δa_{it} como una función de otras variables en la ecuación (R.6). Una posible especificación es la función de progreso técnico descrita en las ecuaciones (R.3) y (R.4) del Recuadro 1.

Cuando no existen datos de stocks de factores o de sus tasas de crecimiento (o cuando la información existente no se considera fiable), las tasas observadas de inversión pueden utilizarse para construir aproximaciones a las variables que entran en las ecuaciones (R.5) y (R.6). Típicamente, estas aproximaciones se construyen utilizando un modelo generalizado de Solow siguiendo el procedimiento propuesto por Mankiw, Romer y Weil (1992). En este modelo, los valores de equilibrio a largo plazo de las intensidades factoriales son funciones sencillas de las tasas de inversión y el comportamiento de estos ratios fuera del estado estacionario puede aproximarse en función de las tasas de inversión y del nivel inicial de *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 (R.5) puede substituirse por otra que relaciona el *output* por trabajador con las tasas de inversión en capital físico y humano. En caso contrario, la variable a explicar será la tasa de crecimiento del *output* y la ecuación también incluirá el *output* por trabajador en el período inicial para recoger la dinámica de transición a lo largo de la trayectoria de ajuste hacia el estado estacionario. Dos especificaciones estándar de las ecuaciones resultantes de estado estacionario o de convergencia (que no permiten la existencia de efectos de tasa) serían las siguientes:

$$(R.7) q_{it} = a_{i0} + gt + \frac{\alpha_k}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{kit}}{\delta + g + n_{it}} + \frac{\alpha_h}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{hit}}{\delta + g + n_{it}}$$

y

$$(R.8) \Delta q_{it} = g + \beta (a_{i0} + gt) + \beta \left(\frac{\alpha_k}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{s_{kit}}{\delta + g + n_{it}} + \frac{\alpha_h}{1 - \alpha_k - \alpha_h} \ln \frac{\ln s_{hit}}{\delta + g + n_{it}} \right) - \beta q_{it}$$

donde q es el logaritmo del *output* por trabajador, s_k y s_h denotan las tasas de inversión en capital físico y humano, medidas como fracción del PIB, n la tasa de crecimiento del empleo o de la población y δ la tasa de depreciación (que se supone igual para ambos tipos de capital). El parámetro β mide la velocidad de convergencia hacia el equilibrio a largo plazo y resulta ser una función del grado de rendimientos a escala en ambos tipos de capital considerados conjuntamente y de la longitud del período que media entre dos observaciones.

gía desarrollada por Mankiw, Romer y Weil (1992) dentro del marco de un modelo generalizado de Solow con varios tipos de capital.

UN REPASO RÁPIDO DE LA EVIDENCIA EMPÍRICA

Numerosos estudios empíricos han analizado la relación existente entre la inversión en capital humano y el crecimiento económico utilizando las distintas especificaciones esbozadas más arriba². Los primeros intentos en esta dirección produjeron resultados positivos que tendían a confirmar la visión tradicionalmente optimista que los economistas han tenido sobre los rendimientos macroeconómicos de la inversión en educación. Landau (1983), Baumol et al. (1989), Barro (1991) y Mankiw, Romer and Weil (1992), entre muchos otros, encuentran que una variedad de indicadores educativos tienen el esperado efecto positivo sobre el crecimiento del *output*.

Durante la segunda mitad de los noventa, sin embargo, una nueva ronda de trabajos empíricos produjo resultados muy desalentadores sobre la contribución de la inversión educativa al crecimiento de la productividad agregada. A diferencia de los estudios anteriores, la mayor parte de estos trabajos emplearon datos de panel con frecuencia quinquenal y utilizaron técnicas de panel o especificaciones en diferencias para controlar por posibles diferencias no observadas entre países. En este marco, las variables educativas pierden con frecuencia la significatividad e incluso entran con el signo “equivocado” en ecuaciones de crecimiento (véanse por ejemplo, Benhabib y Spiegel (1994), Islam (1995), Caselli, Esquivel y Lefort (1996) y Pritchett (2001)).

Mientras que algunos investigadores han aceptado estos resultados sin demasiadas reservas, muchos otros se han mostrado muy escépticos (véase por ejemplo Barro (1997)) y han tendido a atribuir tales resultados a distintos problemas econométricos y de especificación así como a la mala calidad de los datos internacionales de educación. La existencia de errores de medición, en particular, ha sido considerada con frecuencia un problema potencialmente importante por dos razones. La primera es que es bien sabido que las series de años medios de escolarización utilizadas en la literatura contienen una gran cantidad de “ruido” y la segunda que, en cualquier caso, el número de años de escolarización sólo puede ser considerado un indicador muy imperfecto de las competencias y conocimientos de la fuerza laboral. El primero de estos problemas, además, es especialmente grave cuando se utilizan técnicas estadísticas en las que la estimación se basa en la varia-

2. Para una panorámica más detallada de la literatura relevante, véase la sección 3 del Anexo a de la Fuente y Ciccone (2003).

ción temporal de los datos porque los errores de medición generados por cambios en los criterios de clasificación y de recogida de datos generan una fuerte volatilidad espuria en las series de escolarización que hace difícil identificar su contribución al crecimiento de la productividad.

Aunque es demasiado pronto para considerar zanjado el asunto, mi lectura de la evidencia acumulada sobre el tema es optimista. Tenemos buenas razones para pensar que los resultados negativos de la literatura precedente pueden efectivamente atribuirse a las deficiencias de los datos educativos utilizados en estos estudios. Los trabajos que utilizan nuevas series “mejoradas” de escolarización y aquellos que emplean técnicas estadísticas para corregir los sesgos derivados de los errores de medición sugieren que aumentos en el nivel educativo tienen un efecto sustancial sobre el crecimiento de la productividad. Los resultados son aún más claros cuando se utilizan indicadores directos de los niveles de conocimientos y competencias de la población como *proxies* para el stock de capital humano, lo que sugiere que mejoras en la calidad de la educación pueden tener un efecto aún mayor sobre el producto agregado que aumentos en su cantidad.

La oleada de resultados negativos sobre la aportación de la educación al crecimiento que encontramos en la segunda mitad de los noventa está claramente asociada con la introducción de técnicas de panel. Mientras que en estudios anteriores sobre el tema la estimación se realizaba con datos de corte transversal (esto es, con una única observación por país que describía su comportamiento medio durante un período de varias décadas), en este grupo de estudios se utilizan varias observaciones por país tomadas sobre períodos más cortos y se emplean especificaciones en diferencias o técnicas de panel que básicamente eliminan la variación de corte transversal que existe en los datos antes de proceder a la estimación.

Aunque estas técnicas de estimación tienen la importante ventaja de que permiten controlar por diferencias no observables entre países, también presentan algunos inconvenientes, entre los que cabe destacar su mayor sensibilidad a la presencia de errores de medición en las variables. El problema surge, en particular, porque tales errores son generalmente mayores en la dimensión temporal que en la transversal pues tienden a cancelarse cuando se promedia sobre períodos largos. Esto sugiere, como ya he observado, que una posible explicación de los resultados adversos obtenidos en estudios de panel tiene que ver con la mala calidad de los datos de capital humano que se han utilizado en buena parte de la literatura de crecimiento. Como veremos enseguida, la mayor parte de las series de escolarización que se utilizaron en los primeros estudios sobre el tema contenían grandes cantidades de ruido que tienen su origen en diversas inconsistencias de los datos primarios utilizados para construirlos. La existencia de este ruido genera un sesgo a la

baja en la estimación de los coeficientes que miden el impacto del capital humano (esto es, una tendencia a subestimar sus valores) porque introduce volatilidad espuria en el stock de capital humano que, como cabría esperar, no se ve acompañada por cambios proporcionales en el nivel de productividad.

Algunos estudios ofrecen evidencia consistente con esta hipótesis. Comenzando con Krueger and Lindhal (K&L, 2001), algunos autores han construido indicadores estadísticos del contenido informativo de distintas series de escolarización (*ratios de fiabilidad*) que pueden utilizarse para calcular el tamaño esperado del sesgo de atenuación. Su conclusión es que el valor de este ratio es lo suficientemente bajo como para explicar la falta de significatividad de las variables educativas en estudios previos. Otros autores, incluyendo a Cohen y Soto (2007), de la Fuente y Doménech (D&D, 2001a y b, 2006 y 2014a), Lutz *et al.* (2007) y Barro y Lee (2001, 2013), han intentado mejorar la ratio señal/ruido de las series de escolarización mediante la explotación de nuevas fuentes de información y la introducción de diferentes correcciones. Todos ellos encuentran que los resultados sobre la contribución de la educación al crecimiento económico mejoran considerablemente cuando se utilizan las series revisadas. Volveré sobre estas cuestiones con mucho mayor detalle en las dos próximas secciones.

Otra línea de trabajo interesante es la que ha hecho uso de indicadores directos de conocimientos y destrezas que podrían ser mejores medidas del stock de capital humano que los años medios de escolarización. Aunque tales datos son todavía escasos, algunos estudios recientes sugieren que ésta puede ser una línea de investigación muy productiva. Hanushek y varios coautores³ construyen indicadores de la calidad de la fuerza laboral utilizando los resultados medios en pruebas estandarizadas internacionales de desempeño en matemáticas, ciencia y lectura, mientras que Coulombe *et al.* (2004) utilizan datos tomados de IALS, un estudio internacional sobre el nivel de destrezas de la población adulta que ha sido realizado por la OCDE y Statistics Canada. En ambos casos, los resultados de regresiones de crecimiento apuntan a efectos sobre el *output* mayores incluso que los que se obtienen con los datos revisados de escolarización. Aunque no están del todo libres de problemas, estas estimaciones sugieren que la calidad de la educación es al menos tan importante como su cantidad y que la rentabilidad de cualquier política que mejore el rendimiento académico de los estudiantes es seguramente enorme, pues no sólo serán elevados sus beneficios sino que además los costes relevantes serán mucho más bajos que los de aumentar la estancia media de los jóvenes en el sistema educativo, lo tiene un elevado coste de oportunidad ligado al sacrificio de tiempo de trabajo.

3. Véanse entre otros Hanushek y Kimko (2000) y Hanushek y Woessmann (2008, 2010 y 2012).

BASES DE DATOS INTERNACIONALES DE ESCOLARIZACIÓN: PROBLEMAS E IMPLICACIONES

La mayor parte de los gobiernos recogen información sobre distintos indicadores educativos a través de los censos de población, las encuestas de población activa y otras encuestas, registros y estudios especializados. Diversas organizaciones internacionales recopilan estos datos y publican estadísticas comparativas que proporcionan información fácilmente accesible y (en principio) homogénea para un gran número de países. La fuente regular más importante de estadísticas educativas internacionales es el *Anuario Estadístico* de la UNESCO. Esta publicación ofrece series temporales razonablemente completas de tasas de escolarización para distintos niveles educativos en la mayor parte de los países del mundo y contiene también algunos datos sobre el nivel medio de instrucción de la población adulta, el gasto público en educación, el número de estudiantes por profesor y otras variables de interés⁴.

Las series de tasas de escolarización que publica la UNESCO se han utilizado en un gran número de estudios empíricos sobre la relación entre educación y crecimiento económico. En muchos casos, esta elección se debe más a la facilidad de acceso a estos datos y a su amplia cobertura internacional que a su idoneidad teórica para el problema de interés. Las tasas de escolarización son probablemente un indicador aceptable, aunque imperfecto, del flujo de inversión educativa, pero no son necesariamente una buena medida del stock existente de capital humano puesto que el nivel medio de formación de la población adulta (que es en principio la variable de mayor interés desde un punto de vista teórico) responde a los flujos de inversión sólo de una manera gradual y con un retardo considerable.

En un intento de evitar estos problemas, distintos investigadores han construido bases de datos que intentan medir directamente el stock educativo de la población o de la fuerza laboral de un número elevado de países durante un período de varias décadas. Estas bases de datos generalmente combinan la información censal existente sobre el nivel de instrucción de la población con las tasas de escolarización de la UNESCO para aproximar la evolución de la composición de la población por nivel de estudios y construir series de años medios de instrucción. Los más conocidos de los intentos tempranos en esta línea son el trabajo de Kyriacou (1991), las primeras versiones de la base de datos de Barro y Lee (1993, 1996 y 2000) y las series construidas por diversos investigadores del Banco Mundial

4. Otras fuentes útiles son el *Anuario Demográfico* de la ONU, que ofrece datos de formación desagregados por grupos de edad y el informe anual de la OCDE sobre la educación en sus países miembros (*Education at a Glance*), que incluye gran cantidad de información sobre los inputs y los outputs del sistema educativo.

(Lau, Jamison y Louat (1991), Lau, Bhalla y Louat (1991) y Nehru, Swanson y Dubey (NSD, 1995).

En de la Fuente y Doménech (D&D, 2006) se repasa brevemente la metodología utilizada en estos estudios y se comparan las distintas series entre sí, con especial atención al caso de la OCDE, donde la calidad de la información de base disponible debería ser en principio mejor que en los países en vías de desarrollo. El análisis de las distintas series revela discrepancias muy significativas entre ellas en términos de las posiciones relativas de muchos países así como niveles o perfiles temporales poco plausibles para algunos de ellos. Aunque los distintos estudios generalmente coinciden cualitativamente a la hora de hacer comparaciones entre grandes regiones (p. ej. la OCDE versus países en vías de desarrollo en distintas áreas geográficas), las discrepancias son muy importantes cuando nos centramos en el grupo de países industriales, que es el que aquí nos concierne más directamente. Otro motivo para la preocupación es que las bases de datos existentes a menudo presentan saltos extremadamente grandes en niveles medios de formación sobre períodos muy cortos, especialmente en los niveles secundario y terciario.

En buena parte, estos problemas son consecuencia de las deficiencias de los datos primarios de base. Como observan Behraman y Rosenzweig (1994), existen buenas razones para dudar de la fiabilidad y consistencia de la información que proporciona la UNESCO tanto sobre tasas de escolarización como sobre niveles medios educativos. Nuestro análisis de las diferentes bases de datos educativas confirma este diagnóstico y sugiere que la mayoría de los problemas detectados en esas series tienen su origen en los datos primarios, que no parecen ser consistentes ni en el tiempo ni en el espacio, en su tratamiento de la formación profesional y técnica y en otros tipos de estudios, y reflejan unas veces el número de individuos que han comenzado un cierto nivel educativo y otras el número que lo ha completado.

EL SESGO DE ATENUACIÓN Y UN INDICADOR DE LA CALIDAD DE LOS DATOS

La mala calidad de los datos internacionales de escolarización es un problema serio porque tiende a oscurecer la relación existente entre las variables de interés y genera una tendencia a subestimar el impacto del capital humano sobre la productividad. Para entender el origen del sesgo de atenuación generado por la existencia de errores de medición, supongamos que el nivel de productividad, Q , es una función lineal del stock de capital humano, H , de forma que

$$(1) Q = bH + u$$

donde u es una perturbación aleatoria. Dada esta relación, variaciones en el stock de capital humano, H , inducirán cambios en el nivel de productividad, Q , y el examen de la magnitud relativa de las variaciones de ambas variables nos permitirá estimar el valor del coeficiente b . Ahora bien, si H está medido con error, de forma que lo que observamos en realidad no es H sino una proxy ruidosa

$$(2) P = H + \varepsilon,$$

donde ε es un error de medición aleatorio, entonces parte de la aparente variación del stock de capital humano (en el tiempo o entre países) se deberá al error de medición (esto es, será ruido en vez de auténtica señal). Puesto que tales variaciones lógicamente no inducen respuesta alguna en Q , esta variable parecerá menos sensible al stock de capital humano de lo que es en realidad, lo que sesgará a la baja el valor estimado de b .

En resumen, el sesgo de atenuación surge porque los errores de medición generan “ruido” que tiende a oscurecer la relación entre las variables de interés. Se puede demostrar que el tamaño del sesgo estará inversamente relacionado con el contenido informativo de la serie, medido por su *ratio de fiabilidad*, r . Este indicador se define como el cociente entre la señal y la suma de señal y ruido en los datos, esto es, como

$$(3) r \equiv \frac{\text{var } H}{\text{var } P} = \frac{\text{var } H}{\text{var } H + \text{var } \varepsilon}$$

donde $\text{var } H$ mide la *señal* contenida en la serie (esto es, la variación real del stock de capital humano) y $\text{var } \varepsilon$ el *ruido* que la distorsiona⁵. Este ratio resulta de gran utilidad, en primer lugar, porque nos proporciona un indicador del contenido informativo de cada una de las series, y en segundo porque el error en la estimación será inversamente proporcional a su valor. La ratio de fiabilidad, por tanto, puede utilizarse para corregir el sesgo de atenuación, obteniendo así estimaciones consistentes (no sesgadas en muestras grandes) del parámetro de interés⁶.

Puesto que H y ε no se pueden observar separadamente, los ratios de fiabilidad no se pueden calcular directamente. Si pueden, sin embargo, estimarse utilizando la metodología desarrollada por Krueger y Lindhal (2001) siempre que dispongamos de varias proxies ruidosas para la misma variable de interés. El Recuadro 3 describe esta metodología y la extensión de la misma propuesta por de la Fuente y Doménech (2006).

5. Obsérvese que el denominador del último término de (3) supone implícitamente que el error de medición, ε , no está correlacionado con H .

RECUADRO 3. LA ESTIMACIÓN DE LAS RATIOS DE FIABILIDAD

Sean $P_1 = H + \varepsilon_1$ y $P_2 = H + \varepsilon_2$ dos *proxies* ruidosas del stock de capital humano, H . Es fácil comprobar que, si los términos de error de las dos series, ε_1 y ε_2 , no están correlacionados entre sí, la covarianza entre P_1 y P_2 puede utilizarse para estimar la varianza de H , que es la única magnitud desconocida en la expresión (3) del texto donde se define la ratio de fiabilidad. Por lo tanto, bajo este supuesto, \hat{r}_1 puede estimarse como

$$(R.9) \hat{r}_1 = \frac{\text{cov}(P_1, P_2)}{\text{var } P_1}$$

que resulta ser la fórmula del estimador de mínimos cuadrados ordinarios del coeficiente de pendiente de una regresión de P_2 sobre P_1 . Por tanto, para estimar la fiabilidad de P_1 estimamos una regresión de la forma $P_2 = c + r_1 P_1$ ⁶. Obsérvese, sin embargo, que si los errores de medición de las dos series están positivamente correlacionados ($E\varepsilon_1\varepsilon_2 > 0$) como cabría esperar en muchos casos, \hat{r}_1 sobreestimaré la ratio de fiabilidad, lo que hará que tendamos a infravalorar el sesgo generado por el error de medición.

En de la Fuente y Doménech (2006) se desarrolla una extensión de este procedimiento que permite construir un estimador de mínima varianza de la ratio de fiabilidad cuando existen más de dos estimaciones con error de la misma variable subyacente, manteniendo la hipótesis de que los errores de medición de las distintas series no están correlacionados entre sí. Al igual que en K&L, la ratio de fiabilidad r_k de una serie dada de años de escolarización (digamos S_k) se obtiene utilizando a S_k para tratar de explicar otras estimaciones o *proxies* alternativas de la misma variable subyacente (S_j con $j \neq k$). La principal diferencia con el método original de K&L estriba en que, en vez de estimarse una serie de regresiones independientes con las distintas series de escolarización tomadas de dos en dos, el estimador eficiente de la ratio de fiabilidad para la serie k puede obtenerse como el coeficiente de pendiente de un modelo SUR restringido de la forma

$$(R.10) P_k = c_k + r_j P_j + u_k \text{ for } k = 1, \dots, K$$

donde restringimos r_j a tener el mismo valor para todas las series de referencia, k , utilizadas en el lado izquierdo del sistema (R.10), donde k varía sobre la última versión disponible de todas las bases de datos distintas de j .

La fiabilidad de la base de datos de Barro y Lee (2000), por ejemplo, se estima utilizando esta serie como variable explicativa en un conjunto de regresiones SUR en el que la variable de referencia (la variable a explicar o dependiente) son los años medios de escolarización estimados por Kyriacou (1991), NSD (1995), D&D (2006) y Cohen y Soto (2001). Las demás versiones de la base de datos de Barro y Lee, sin embargo, no se utilizan como referencia porque la correlación de los errores de medición dentro de una familia determinada de estimaciones es casi con seguridad positiva y muy elevada, lo que tendería a inflar artificialmente la estimación de la tasa de fiabilidad.

6. Intuitivamente, la regresión de P_2 sobre P_1 nos da una idea de lo bien que P_1 explica la variable sin errores, H . Esto es así porque el error de medición en la variable dependiente (P_2 en este caso) será absorbido por la perturbación de la regresión sin que esto genere un sesgo (al contrario de lo que sucede cuando lo que se mide con error es la variable independiente). Por tanto, es casi como si estuviésemos haciendo una regresión del verdadero H sobre P_1 .

ALGUNOS RESULTADOS PARA LOS PAÍSES DE LA OCDE Y PARA LAS REGIONES ESPAÑOLAS

La discusión precedente sugiere dos formas complementarias de enfrentarnos al problema causado por la mala calidad de los datos educativos. Uno consiste en tratar de mejorar la calidad de los datos mediante la utilización de mejores fuentes primarias y la introducción de correcciones que neutralicen los efectos de cambios en criterios de clasificación, y el otro en utilizar ratios de fiabilidad para corregir el sesgo de atenuación. En una serie de trabajos relacionados entre sí, Rafael Doménech y yo (D&D, 2000, 2001a and b, 2002, 2006, 2008 y 2014 a y b) hemos utilizado ambas estrategias utilizando datos para una muestra de 21 países de la OCDE y de las regiones españolas. En ambos casos, el primer paso ha consistido en construir una nueva serie de escolarización que intenta aumentar la ratio entre señal y ruido. En el caso de España (D&D, 2008 y 2014b), la tarea ha sido relativamente simple porque la información primaria necesaria está fácilmente disponible en los censos de población, que han sido elaborados utilizando criterios de clasificación relativamente claros y estables en el tiempo.

UNA NUEVA BASE DE DATOS

Las series de escolarización para la OCDE (D&D, 2000, 2001b 2006 y 2014a) exigieron bastante más trabajo. La primera tarea consistió en recopilar toda la información que pudimos encontrar sobre la distribución por nivel de estudios de la población adulta en los países de la OCDE. Con este fin, hemos utilizado tanto publicaciones de organizaciones internacionales como fuentes nacionales (censos y encuestas, anuarios estadísticos y datos no publicados proporcionados por gobiernos nacionales y por la OCDE). Seguidamente hemos tratado de reconstruir un perfil razonable de la evolución del nivel medio de formación en cada país empleando toda la información disponible y un poco de sentido común. Para aquellos países en los que se dispone de series razonablemente completas, nos hemos basado fundamentalmente en fuentes nacionales. Para el resto, partimos de la estimación aparentemente más fiable de las existentes entre 1990 y 1995 (que generalmente se toma de la OCDE) y procedemos hacia atrás intentando evitar saltos poco razonables en las series que sólo pueden tener su origen en cambios en los criterios de clasificación. La construcción de las series requirió en algunos casos juicios subjetivos de valor para elegir entre estimaciones alternativas cuando las distintas fuentes están en desacuerdo. También hemos reinterpretado algunos datos tomados de compilaciones internacionales como referidos a niveles educativos ligeramente distintos de los indicados en las propias fuentes.

Las observaciones no disponibles situadas entre datos censales se estiman por simple interpolación lineal. En el resto de los casos se recurre a extrapolaciones que utilizan, siempre que es posible, información sobre el nivel educativo de la población desagregada por grupos de edad en años cercanos al de interés.

INDICADORES DE CALIDAD PARA DISTINTAS SERIES DE ESCOLARIZACIÓN

En de la Fuente y Doménech (D&D, 2002, 2006 y 2014c) se utiliza la metodología descrita en el Recuadro 3 para estimar los ratios de fiabilidad de las series de años medios de escolarización más utilizadas en la literatura, restringiéndonos a la muestra de 21 países cubierta por las series descritas en el apartado anterior. Este indicador se construye para cada una de las distintas transformaciones de la variable de años medios de escolarización que se utilizan en las especificaciones más habituales de la función de producción. En particular, se estiman ratios de fiabilidad para los años medios de formación medidos en niveles (S_{it}) y en logaritmos (s_{it}), para los incrementos medios anuales tanto en niveles como en logaritmos medidos entre observaciones quinquenales sucesivas (ΔS_{it} y Δs_{it}) y para el nivel de escolarización medido en desviaciones sobre las medias nacionales ($s_{it} - s_j$). Obsérvese que Δs_{it} corresponde a la tasa anual de crecimiento y que $s_{it} - s_j$ es la transformación intra-grupos frecuentemente utilizada para eliminar efectos fijos.

Los resultados del ejercicio se recogen en el primer panel del Cuadro 1 con las distintas bases de datos ordenadas de acuerdo con el promedio de sus ratios de fiabilidad. El segundo panel muestra resultados actualizados de un ejercicio similar para series más recientes y más largas, incluyendo las últimas actualizaciones disponibles de las bases de datos de B&L, C&S y D&D. En ambos paneles, la última fila del cuadro muestra el valor medio de la ratio de fiabilidad para cada transformación de las series (calculada sobre las distintas bases de datos) y la última columna recoge la ratio promedio de fiabilidad de cada serie (calculada sobre las distintas transformaciones).

Nuestros resultados muestran que la importancia de los errores de medición varía significativamente de unas bases de datos a otras, aunque el *ranking* exacto de cada una de ellas depende de la transformación de los datos que se utilice. Dos de las series más usadas en la literatura temprana de crecimiento, las construidas por Kyriacou (1991) y Barro y Lee (varios años), tienen ratios de fiabilidad respetables cuando se utilizan en niveles pero, tal como observan Krueger y Lindhal (2001), contienen muy poca información cuando se diferencian o se introducen efectos fijos.

CUADRO 1. ESTIMACIONES SUR DE LA RATIO DE FIABILIDAD, MUESTRA DE 21 PAÍSES DE LA OCDE

A. RESULTADOS DE D&D (2006) PARA LAS PRIMERAS SERIES DE ESCOLARIZACIÓN

	S_{it}	s_{it}	ΔS_{it}	Δs_{it}	$s_{it}-s_j$	<i>promedio</i>
D&D (2002)	0,754	0,775	0,337	0,769	0,917	0,710
C&S (2001)	0,806	0,912	0,330	0,467	0,547	0,612
D&D (2000)	0,720	0,761	0,100	0,550	0,818	0,590
Kyr. (1991)	0,723	0,600	0,024	0,065	0,111	0,305
B&L (2000)	0,707	0,603	-0,018	0,045	0,178	0,303
B&L (1996)	0,559	0,516	-0,017	0,039	0,146	0,249
B&L (1993)	0,526	0,436	-0,019	0,029	0,121	0,219
NSD (1995)	0,278	0,330	-0,021	0,066	0,095	0,150
<i>promedio</i>	0,634	0,617	0,090	0,254	0,367	0,392

B. RESULTADOS DE D&D (2014c) PARA SERIES RECIENTES DE ESCOLARIZACIÓN

	S_{it}	s_{it}	ΔS_{it}	Δs_{it}	$s_{it}-s_j$	<i>promedio</i>
D&D (2014)	0,994	1,072	0,462	0,850	0,822	0,840
C&S (2007)	0,886	0,878	0,599	0,704	1,065	0,826
L&S+	0,534	0,606	0,288	0,431	0,444	0,461
B&L (2013)	0,628	0,604	0,025	0,084	0,226	0,313
<i>promedio</i>	0,760	0,790	0,344	0,517	0,639	0,610

Notas:

- La estimación se realiza con todas las series expresadas en desviaciones sobre su promedio muestral en cada periodo con el fin de eliminar posibles efectos fijos temporales.
 - *Clave:* D&D = de la Fuente y Doménech; C&S = Cohen y Soto; Kyr = Kyriacou; B&L = Barro y Lee; NSD = Nehru *et al.*; L&S+ = Lutz, Samir.
 - Para L&S+ y C&S (2007) trabajamos con versiones actualizadas de los datos suministradas en 2012 por K. C. Samir y por M. Soto. La última está disponible en <http://soto.iae-csic.org/Data.htm>
- Fuente: de la Fuente y Doménech (2006 y 2014c).

En el trabajo original (D&D, 2006) nuestra estimación de la ratio de fiabilidad promedio para todas las series y transformaciones era de 0,392. Puesto que el intervalo de posibles valores de esta variable está entre cero y uno (con el primer valor indicando que la serie contiene sólo ruido y el segundo que no hay errores de medición)⁷, este resultado sugiere que la estimación típica del coeficiente de capital

7. Esto es cierto siempre y cuando los errores de medición de las distintas series no estén correlacionados entre sí o con H. Como se observa en el Cuadro 1, algunas de nuestras estimaciones de las ratios de fiabilidad están fuera de este intervalo, lo que implica que alguna de estas hipótesis no se cumple. En D&D (2002) construimos

humano en una ecuación de crecimiento estimada con las primeras series disponibles contenía un importante sesgo a la baja, incluso sin tener en cuenta la pérdida adicional de señal que se produce cuando la ecuación incluye otros regresores además del de capital humano (véase D&D, 2002).

Los intentos de aumentar el contenido informativo de las series de escolarización parecen haber tenido al menos un éxito parcial. Las últimas revisiones de las series educativas han aumentado en torno a un 50% la ratio de fiabilidad media de las series disponibles, hasta un valor de 0,610. Aún así, dependiendo de la serie y de la especificación utilizada, el sesgo a la baja en la estimación del coeficiente del capital humano en la función de producción podría ser todavía muy importante.

CALIDAD DE LAS SERIES EDUCATIVAS Y ESTIMACIONES DEL IMPACTO DEL CAPITAL HUMANO EN LA OCDE

Como hemos visto en el capítulo anterior, el tamaño esperado del sesgo de atenuación es una función decreciente de la ratio de fiabilidad de la serie empleada en la estimación. Esto sugiere que el valor estimado del coeficiente del capital humano en una regresión de crecimiento debería aumentar con la calidad de los datos educativos. En de la Fuente y Doménech (D&D, 2002 y 2006) se muestra que éste es efectivamente el caso. Para comprobarlo, estimamos varias especificaciones de una función de producción agregada utilizando las distintas series de escolarización analizadas en el primer panel del Cuadro 1 como indicadores alternativos del stock de capital humano y comprobamos que tanto el tamaño como la significatividad del coeficiente de esta variable aumentan de la forma esperada con la ratio de fiabilidad. Seguidamente, explotamos la correlación observada entre estas dos variables para construir diversas “meta-estimaciones” del parámetro de interés que corrigen el sesgo generado por el error de medición⁸.

Resultados con distintas series educativas

Las ecuaciones que estimamos se derivan de una función de producción agregada del tipo Cobb-Douglas con rendimientos constantes a escala que incluye, además del stock de capital físico y el empleo, el nivel medio de formación de la mano de obra como uno de sus *inputs*. Esta ecuación se estima en niveles (con las variables expresadas en logaritmos), en niveles con efectos fijos de país y en diferencias. En

estimaciones alternativas de los ratios de fiabilidad bajo condiciones más generales y encontramos que las correcciones necesarias no cambian cualitativamente los resultados.

8. Una meta-estimación es una estimación que no se obtiene directamente de los datos sino que se construye a partir de otras estimaciones primarias.

D&D (2002) también se estima una cuarta especificación en diferencias en la que se introducen efectos fijos y un proceso de difusión o *catch-up* tecnológico que permite que, siendo otras cosas iguales, la tasa de crecimiento de la productividad total de los factores (PTF) sea directamente proporcional a la distancia tecnológica entre cada país y los Estados Unidos. En este caso, los efectos fijos de país capturan diferencias permanentes en niveles relativos de PTF que presumiblemente reflejarán diferencias en niveles de inversión en I+D y en otras variables omitidas⁹.

Las distintas especificaciones se estiman con datos quinquenales para el período 1960-1990 con la muestra habitual de países de la OCDE, incluyendo en todos los casos efectos fijos temporales (*dummies* para los distintos subperíodos muestrales). Los valores del coeficiente que mide la elasticidad del *output* con respecto al nivel medio de formación obtenidos con las distintas especificaciones y bases de datos se muestran en el Cuadro 2. La última columna del cuadro muestra los valores medios del coeficiente de interés y de su estadístico t para cada especificación y las dos últimas filas los promedios de las mismas variables para cada base de datos.

CUADRO 2. ESTIMACIONES ALTERNATIVAS DEL COEFICIENTE DEL CAPITAL HUMANO (B) EN DISTINTAS ESPECIFICACIONES DE LA FUNCIÓN DE PRODUCCIÓN CON DIFERENTES SERIES EDUCATIVAS

	NSD	KYR	B&L93	B&L96	B&L00	C&S	D&D00	D&D02	MEDIA
<i>niveles</i>	0,078 (2,02)	0,186 (2,18)	0,141 (4,49)	0,165 (4,82)	0,238 (6,19)	0,397 (7,98)	0,407 (7,76)	0,378 (6,92)	0,249 (5,30)
<i>efectos fijos</i>	0,068 (0,76)	0,066 (1,86)	0,136 (3,30)	0,115 (1,80)	0,203 (3,74)	0,608 (4,49)	0,627 (3,99)	0,958 (6,51)	0,348 (3,31)
<i>diferencias</i>	0,079 (0,70)	0,009 (0,15)	0,089 (2,52)	0,083 (1,47)	0,079 (1,28)	0,525 (2,57)	0,520 (2,17)	0,744 (3,10)	0,266 (1,75)
<i>catch-up</i>	- 0,206 (1,61)	0,014 (0,29)	0,056 (1,80)	-0,007 (0,11)	-0,019 (0,31)	0,573 (3,52)	0,587 (3,47)	0,540 (2,89)	0,192 (1,24)
<i>promedio</i>	0,005 (0,47)	0,069 (1,12)	0,106 (3,03)	0,089 (2,00)	0,125 (2,73)	0,526 (4,64)	0,535 (4,35)	0,655 (4,86)	

Clave: Véanse las notas al Cuadro 1.

9. Todas las especificaciones se obtienen a partir de la ecuación (R.2) del Recuadro 1, utilizando los años medios de formación (S) como proxy para el stock de capital humano (H). En la última de estas especificaciones, se incorpora también una función de progreso técnico similar a la ecuación (R.4) del mismo recuadro, excepto en que se omite el stock de capital humano. El modelo estimado, por tanto, no permite la existencia de efectos de tasa. Hemos intentado estimarlo incorporando estos efectos pero los resultados no son satisfactorios. Este problema es bastante habitual en la literatura. Véase de la Fuente y Ciccone (2003) sobre las razones por las que puede resultar difícil separar los efectos de tasa de los de nivel.

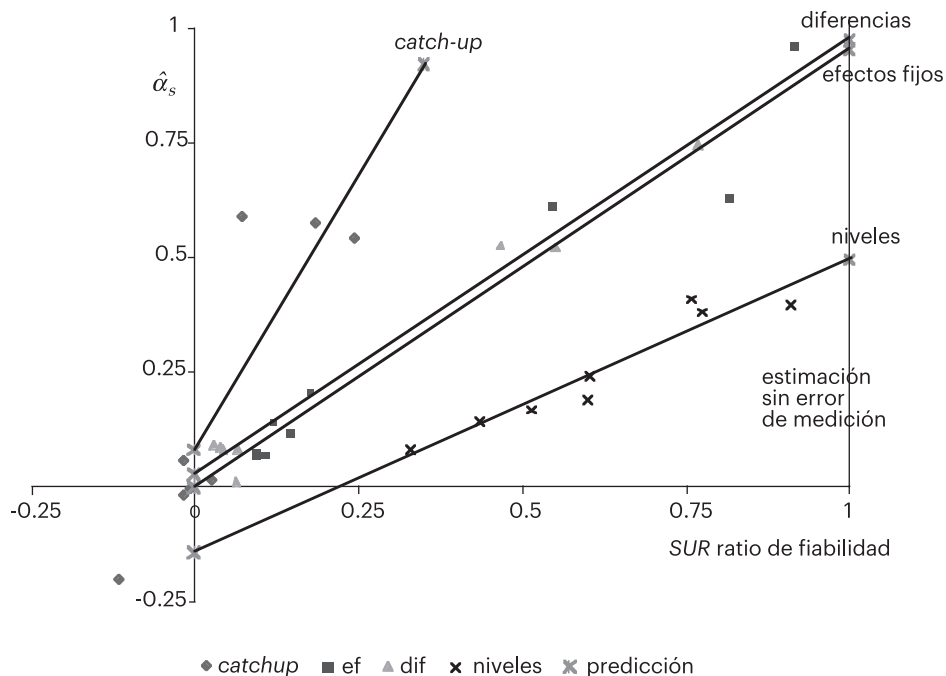
El patrón de resultados que emerge según vamos cambiando la fuente de los datos de escolarización es consistente con nuestra hipótesis sobre la importancia del sesgo derivado del error de medición. Para todas las bases de datos, el valor estimado del coeficiente de la variable educativa es positivo y significativo para la especificación en niveles sin efectos fijos de país (primera fila del cuadro) pero el tamaño del coeficiente estimado y su nivel de significatividad aumentan apreciablemente cuando utilizamos las series con mayores ratios de fiabilidad (que son las que corresponden a las últimas columnas del Cuadro 2). Las diferencias son aún más claras cuando la estimación se realiza con efectos fijos de país (segunda fila) o con los datos en tasas de crecimiento (tercera y cuarta fila). Los resultados obtenidos con las series de Kyriacou, Barro y Lee y NSD expresadas en tasas de crecimiento son consistentes con los obtenidos por Kyriacou (1991), Benhabib y Spiegel (1994) y Pritchett (2001), quienes encuentran que el coeficiente del capital humano no es significativo (y a menudo tiene signo negativo) en funciones de producción estimadas en diferencias. Por otra parte, tanto nuestras series como las de Cohen y Soto generan valores positivos, relativamente grandes y precisos del coeficiente del capital humano en la mayor parte de las estimaciones.

Cómo corregir el sesgo derivado de los errores de medición

Los resultados resumidos en el Cuadro 2 indican con claridad que el error de medición genera un sesgo importante a la baja en la estimación del coeficiente del capital humano en la función de producción y muestran que la mejora en la calidad de los datos reduce este sesgo y conduce a resultados generalmente más favorables a la hipótesis de que la inversión educativa contribuye de forma sustancial al crecimiento de la productividad. El Gráfico 1 ilustra y refuerza estas conclusiones. En él he dibujado las distintas estimaciones del coeficiente de interés que aparecen en el Cuadro 2 como función de los ratios de fiabilidad (r) correspondientes (tomados del primerpanel del Cuadro 1), así como las rectas de regresión ajustadas para cada una de las especificaciones econométricas que hemos estimado en el apartado anterior. El gráfico muestra que existe una clara correlación positiva entre estas dos variables para cada especificación y sugiere que el valor correcto del coeficiente de capital humano es al menos 0,50 (que es la predicción para la ecuación en niveles cuando $r = 1$, esto es, cuando el capital humano se mide sin error).

Como sugiere el Gráfico 1, es posible extrapolar la relación observada en las distintas bases de datos entre la ratio de fiabilidad y el coeficiente estimado del capital humano con el fin de estimar el valor de este último que se obtendría en ausencia de errores de medición. De esta forma, se pueden construir meta-estimaciones de este parámetro que estarán libres del sesgo de atenuación, si bien esto ha

GRÁFICO 1. COEFICIENTE ESTIMADO DEL CAPITAL HUMANO VS. RATIO DE FIABILIDAD SUR



de hacerse con algo más de cuidado de lo que sugiere el gráfico (al menos cuando la ecuación de crecimiento incluye varios regresores).

En de la Fuente y Doménech (2002 y 2006) utilizamos un procedimiento de este tipo para obtener una serie de meta-estimaciones consistentes del parámetro de interés. Trabajando con las tres especificaciones lineales estimadas arriba (esto es, con todas ellas excepto el modelo de *catch-up* tecnológico) y con tres supuestos diferentes sobre la naturaleza de los errores de medición (y en particular sobre su posible correlación entre bases de datos de escolarización y con el resto de las variables explicativas del modelo de crecimiento), obtenemos diferentes estimaciones del valor del coeficiente del capital humano. De esta forma, generamos un intervalo bastante amplio de posibles valores para este parámetro. Bajo las hipótesis que consideramos más plausibles, nuestros resultados implican valores del mismo de entre 0,70 y 0,80.

Estos valores son significativamente más elevados que los obtenidos en la literatura anterior. Merece la pena resaltar que nuestra cota inferior para este parámetro es aproximadamente dos veces mayor que la estimación de 0,33 obtenida por Mankiw, Romer y Weil (1992). Esta última cifra se habría visto a comienzos de los noventa como un valor de consenso del parámetro de capital humano, pero

en años posteriores se ha considerado generalmente como demasiado optimista como consecuencia de los resultados negativos que hemos comentado en una sección anterior. Nuestros resultados, por contra, apuntan a una cifra mucho más elevada y sugieren, por tanto, que la inversión en capital humano es un importante factor de crecimiento cuyo efecto sobre la productividad ha sido infravalorado en estudios anteriores debido a la mala calidad de los datos de escolarización.

RESULTADOS REGIONALES PARA ESPAÑA

Nuestro análisis de los datos regionales españoles produce conclusiones cualitativamente similares sobre la contribución de la educación a la productividad. En de la Fuente y Doménech (2008) estimamos un modelo de *catch-up* con datos bienales para las regiones españolas que cubren el período 1965-1995. La especificación es idéntica a la estimada más arriba con datos de la OCDE excepto en que el capital físico se desagrega ahora en dos componentes, uno de los cuales recoge el stock de infraestructuras productivas (infraestructuras de transporte, suministro de agua y estructuras urbanas). Como *proxy* para el stock de capital humano utilizamos nuestras propias estimaciones de años medios de educación construidas a partir de datos censales y una estimación alternativa de la misma variable elaborada a partir de las series de escolarización construidas por Mas et al. (MPUSS, 2002). Esta serie se construye con datos primarios de la EPA y, presumiblemente como consecuencia de los reducidos tamaños muestrales existentes en algunas regiones, tiende a ser mucho más volátil que nuestra variable educativa.

Las estimaciones del coeficiente del capital humano obtenidas con las distintas series de nivel educativo se recogen en el Cuadro 3. Todas las ecuaciones contienen *dummies* temporales. Las ecuaciones [1] y [2] contienen el conjunto completo de *dummies* regionales mientras que en las ecuaciones [3] y [4] se retienen sólo aquellos efectos fijos regionales que resultaron significativos en la primera iteración.

La inspección del cuadro revela dos resultados interesantes en relación con el coeficiente del capital humano. En primer lugar, este parámetro pasa de ser prácticamente cero y no-significativo con los datos de MPUSS (2002) a tener un valor positivo elevado y significativo con nuestras series educativas. Este resultado es consistente con nuestras estimaciones del contenido informativo de ambas series, dado que la ratio de fiabilidad es de 0,900 para nuestra serie y de sólo 0,035 para la de MPUSS cuando las dos se miden en diferencias logarítmicas. En segundo lugar, nuestra estimación del coeficiente del capital humano en la función de producción con datos regionales españoles (0,835) es mayor que la obtenida para la muestra de países de la OCDE con una especificación similar (0,540 con el conjunto comple-

CUADRO 3. ESTIMACIONES DEL COEFICIENTE DEL CAPITAL HUMANO EN LA FUNCIÓN DE PRODUCCIÓN OBTENIDAS CON DISTINTAS SERIES Y ESPECIFICACIONES

	[1]	[2]	[3]	[4]
FUENTE DATOS:	MPUSS	D&D	MPUSS	D&D
<i>Cap. humano</i>	-0,013 (0,11)	0,835 (2,04)	-0,013 (0,11)	0,835 (4,13)
<i>R² ajust.</i>	0,749	0,753	0,757	0,763
<i>Dummies region</i>	todas	todas	signif.	signif.

Notas:

- Todas las ecuaciones incluyen *dummies* temporales.
- Estadístico *t* de White consistente a la heteroscedasticidad en paréntesis debajo de cada coeficiente.

to de *dummies* regionales y 0,394 cuando sólo se conservan las que resultan significativas). Una vez más, la explicación parece tener que ver al menos parcialmente con el contenido informativo de las series utilizadas en la estimación (la ratio de fiabilidad relevante para la estimación de la OCDE es de 0,246). De hecho, nuestra estimación del parámetro de interés con datos regionales españoles está claramente dentro del rango de meta-estimaciones obtenido para la OCDE en D&D (2006) tras corregir por el sesgo derivado de la existencia de errores de medición.

ALGUNAS IMPLICACIONES

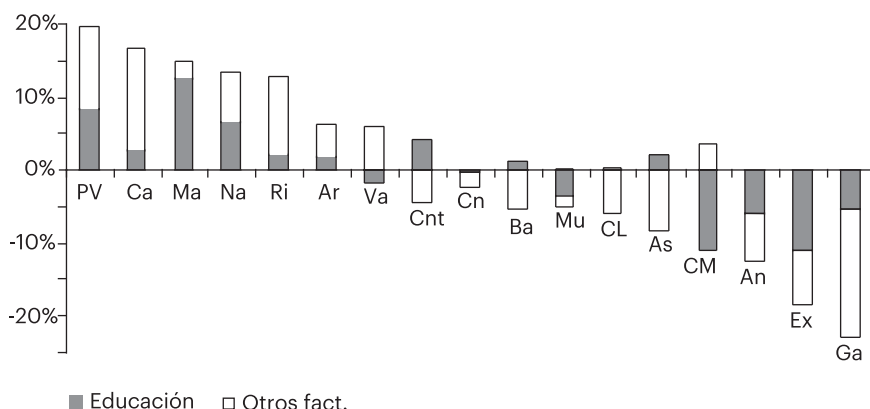
Los resultados resumidos en las secciones anteriores tienen algunas implicaciones importantes. Si el nivel medio de formación entra en la función de producción con un coeficiente cuyo valor está dentro del rango que hemos estimado, las diferencias en niveles educativos son una de las principales fuentes de diferenciales de productividad entre los países de la OCDE y las regiones españolas. Asimismo, la inversión en educación tiene una rentabilidad sustancial que, en la mayor parte de los territorios, mejora la disponible en otras formas alternativas de inversión.

Aunque no dispongo del espacio necesario para entrar en muchos detalles, no quisiera cerrar esta sección sin al menos una breve elaboración de estas dos afirmaciones. Utilizando las estimaciones recogidas en el Cuadro 3 y los datos subyacentes, en D&D (2008) hemos calculado la contribución de la educación a la productividad relativa de las regiones españolas, medida por el logaritmo del *output* real por puesto de trabajo expresado en desviaciones sobre la media muestral no ponderada de la misma variable. El Gráfico 2 muestra la descomposición de la productividad relativa de cada región en un componente educativo y un residuo que

recoge el efecto conjunto de todos los demás factores. Utilizando pesos de regresión para ponderar las distintas regiones, encontramos que la contribución media de la educación a la productividad relativa regional fue de un 40% en 1995 –esto es, que para la región española típica, el nivel educativo explica 4/10 del diferencial de productividad con la media muestral¹⁰. Un cálculo similar para la OCDE atribuye a la educación un peso del 30%.

Nuestras estimaciones también implican que la rentabilidad social de la educación es muy respetable¹¹. Combinando nuestros resultados sobre la contribución de la educación a la productividad con algunas estimaciones rápidas de su impacto sobre el empleo y con datos de gasto educativo, estimamos tasas de rentabilidad social en el año 1995 de entre el 10,1% y el 12,6% para España y de entre 8,3%

GRÁFICO 2. CONTRIBUCIÓN DE LA EDUCACIÓN A LA PRODUCTIVIDAD RELATIVA EN 1995



Clave: An = Andalucía; Ar = Aragón; As = Asturias; Ba = Baleares; Cn = Canarias; Cnt = Cantabria; CL = Castilla y León; CM = Castilla la Mancha; Cat = Cataluña; Va = Valencia; Ex = Extremadura; Ga = Galicia; Ma = Madrid; Mu = Murcia; Na = Navarra; PV = País Vasco; Ri = Rioja.

10. Definimos la productividad relativa de la región i ($qrel_i$) como la diferencia logarítmica entre el *output* por puesto de trabajo en la región y la media geométrica muestral de la misma variable. La contribución del capital humano a la productividad regional (cs_i) se obtiene multiplicando el coeficiente de este factor, α_i , por el nivel educativo relativo, también medido en diferencias logarítmicas con la media. Después de construir estas dos variables para cada región, estimamos una regresión de la forma

$$cs_i = \alpha_i * qrel_i + e_i$$

donde e_i es una perturbación aleatoria. El coeficiente obtenido de esta forma, $\alpha_i \equiv cs_i / qrel_i$, mide la fracción del diferencial observado de productividad que, en promedio sobre toda la muestra, puede atribuirse al capital humano.

11. La rentabilidad social de la educación se define como la tasa de descuento que iguala el valor presente descontado de los incrementos de *output* generados por un incremento marginal del nivel educativo con el valor presente descontado de los costes directos y de oportunidad de la educación. Para más detalles sobre cómo estimar esta magnitud, véase de la Fuente (2003).

y 11,5% en la UE15¹². En ambas muestras, las rentabilidades estimadas se comparan muy favorablemente con las disponibles en otras inversiones alternativas en la mayor parte de los territorios y tienden a ser más altas de lo que cabría esperar sobre la base de estimaciones microeconómicas de los rendimientos privados de la educación, lo que sugiere que puede haber importantes externalidades en juego. Ambos resultados sugieren que en la mayor parte de los territorios que hemos estudiado, una reasignación de recursos hacia la inversión en educación sería socialmente deseable.

CONCLUSIÓN

Los economistas académicos han sido tradicionalmente optimistas sobre la contribución de la educación al desarrollo económico y han asignado con frecuencia un papel clave a la acumulación de capital humano en los modelos formales, especialmente en la literatura sobre crecimiento endógeno desarrollada en las últimas décadas. Los resultados de los estudios empíricos sobre los determinantes del crecimiento económico han sido generalmente consistentes con esta visión de las cosas hasta mediados de los noventa. En la segunda mitad de los noventa, sin embargo, una nueva ronda de trabajos produjo resultados muy desalentadores sobre la contribución de la inversión educativa al crecimiento de la productividad agregada que generaron un animado debate entre “creyentes” y “escépticos” en relación con los efectos de la educación sobre el crecimiento de la productividad.

El presente trabajo contiene una panorámica selectiva y en algún sentido militante de la literatura relevante. Tras repasar brevemente el marco teórico, el artículo se centra en un problema (la mala calidad de los datos internacionales de escolarización) que puede explicar los desalentadores resultados de algunos estudios influyentes, en posibles formas de corregir el problema y en lo que sucede cuando así se hace. He sostenido que, como resultado de las deficiencias de los datos de base, las series de escolarización utilizadas en la literatura temprana sobre crecimiento y capital humano contenían una cantidad considerable de ruido que generaba un sesgo a la baja muy importante en la estimación del parámetro que mide la contribución del nivel educativo a la productividad. Esta conclusión se basa en la estimación de un indicador estadístico del contenido informativo de las series más utilizadas en la literatura y se ve reforzada por la constatación de que existe una clara tendencia a que los coeficientes estimados del capital humano aumenten en tamaño y mejoren en precisión según aumenta el contenido informativo de las

12. Para más detalles, véase de la Fuente y Doménech (2008) y de la Fuente (2003).

series de escolarización. Cuando esta relación se extrapola para obtener estimaciones del valor del coeficiente del capital humano que se obtendría en la ausencia de errores de medición, el ejercicio sugiere que la elasticidad del output con respecto al stock de capital humano no es, casi con total seguridad, inferior a 0,60 –esto es, alrededor de dos veces mayor que la más optimista de las estimaciones de referencia en la literatura temprana sobre capital humano y crecimiento–. Si esta conclusión es correcta, la inversión en la cantidad y calidad de la educación aparece como una de las mejores instrumentos de política de los que disponen los gobiernos para influir sobre el crecimiento de la productividad y, en última instancia, sobre el nivel de vida de sus ciudadanos.

REFERENCIAS

- Azariadis, C. y A. Drazen (1990). “Threshold Externalities in Economic Development”. *Quarterly Journal of Economics*, May, pp. 501-26.
- Barro, R. (1991). “Economic Growth in a Cross Section of Countries”. *Quarterly Journal of Economics* CVI (2), pp. 407-43.
- Barro, R. (1997). *Determinants of economic growth: a cross-country empirical study*. Lionel Robbins Lectures, MIT Press, Cambridge, Mass.
- Barro, R. y J-W. Lee (1993). “International Comparisons of Educational Attainment”. *Journal of Monetary Economics* 32, pp. 363-94.
- Barro, R. y J-W. Lee (1996). “International Measures of Schooling Years and Schooling Quality”. *American Economic Review* 86(2), *Papers and Proceedings*, pp. 218-23.
- Barro, R., y J-W. Lee (2001). “International data on educational attainment: Updates and implications”. *Oxford Economic Papers*, 3, 541-563.
- Barro, R. y J-W. Lee (2013). “A New Data Set of Educational Attainment in the World, 1950-2010”. *Journal of Development Economics* 104, pp. 184-98.
- Baumol, W., S. A. Batey Blackman y E. Wolf (1989). *Productivity and American Leadership: the Long View*. MIT Press.
- Behrman, J. y M. Rosenzweig (1994). “Caveat emptor: cross-country data on education and the labor force”. *Journal of Development Economics* 44, pp. 147-71.
- Benhabib, J. y M. Spiegel (1994). “The Role of Human Capital in Economic Development: Evidence from Aggregate Cross-Country Data”. *Journal of Monetary Economics* 34, pp. 143-73.
- Caselli, F., G. Esquivel y F. Lefort (1996) “Reopening the convergence debate: a new look at cross-country growth empirics”. *Journal of Economic Growth* 1(3), pp. 363-89.
- Cohen, D. y M. Soto (2007). “Growth and human capital: good data, good results”. *Journal of Economic Growth* 12(1), pp. 51-76.

- Coulombe, S., J. F. Tremblay y S. Marchand (2004). "Literacy scores, human capital and growth across fourteen OECD countries". Statistics Canada.
- de la Fuente, A. (2003). "Human capital in a global and knowledge-based economy, part II: assessment at the EU country level". European Commission, DG for Employment and Social Affairs, Brussels. <http://digital.csic.es/bitstream/10261/1844/1/57603.pdf>.
- de la Fuente, A. (2011). "Human capital and productivity". *Nordic Economic Policy Review* 2, pp. 103-32.
- de la Fuente, A. y A. Ciccone (2003). *Human capital and growth in a global and knowledge-based economy*. European Commission, DG for Employment and Social Affairs. Office for official publications of the European Communities, Luxembourg. <http://ideas.repec.org/p/aub/autbar/576.03.html>.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (D&D, 2000). "Human capital in growth regressions: how much difference does data quality make?" OECD Economics Department Working Paper no. 262, Paris.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (D&D, 2001a). "Schooling data, technological diffusion and the neoclassical model". *American Economic Review* 91(2), *Papers and Proceedings*, pp. 323-27.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (D&D, 2001b). "Educational attainment in the OECD, 1960-90". CEPR Discussion Paper no. 3390.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (D&D, 2002). "Human capital in growth regressions: how much difference does data quality make? An update and further results". CEPR Discussion Paper no. 3587. (<http://ideas.repec.org/e/pde52.html#papers>).
- de la Fuente, A. y R. Doménech (D&D, 2006). "Human capital in growth regressions: how much difference does data quality make?" *Journal of the European Economic Association* 4(1), pp. 1-36.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (2008). "Human capital, growth and inequality in the Spanish regions". En U. Stierle, M. Stierle, F. Jennings y A. Kuah, editores, *Regional Economic Policy in Europe. Challenges for Theory, Empirics and Normative Interventions*, pp. 15-44. Edward Elgar.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (2014a). "Educational attainment in the OECD, 1960-2010, version 3.1". FEDEA, Documento de Trabajo 2014-14, Madrid. <http://documentos.fedea.net/pubs/dt/2014/dt-2014-14.pdf>.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (2014b). "El nivel educativo de la población en España y sus regiones: 1960-2011". Mimeo, FEDEA.
- de la Fuente, A. y R. Doménech (2014c). "Cross-country data on the quantity of schooling: a selective survey and some quality measures". Documento

- de Trabajo 2014-15, Madrid. <http://documentos.fedea.net/pubs/dt/2014/dt-2014-15.pdf>.
- Hanushek, E. y D. Kimko (2000). "Schooling, labor-force quality and the growth of nations". *American Economic Review* 90(5), pp. 1184-208.
- Hanushek, E. y L. Woessmann (2008). "The role of cognitive skills in economic development". *Journal of Economic Literature* 46(3), pp. 607-68.
- Hanushek, E. y L. Wössman (2010). "The economics of international differences in educational achievement". NBER Working Paper no. 15949, Cambridge, Mass.
- Hanushek, E. y L. Wössman (2012). "Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes and causation". *Journal of Economic Growth*. 17(4), pp. 267-321.
- Islam, N. (1995). "Growth empirics: a panel data approach". *Quarterly Journal of Economics* 110, pp. 1127-70.
- Krueger, A. y M. Lindahl (2001). "Education for growth: why and for whom?" *Journal of Economic Literature* XXXIX, pp. 1101-36.
- Kyriacou, G. (1991). "Level and Growth Effects of Human Capital, A Cross-Country Study of the Convergence Hypothesis". Mimeo, NYU.
- Landau, D. (1983). "Government Expenditure and Economic Growth: a Cross-Country Study". *Southern Economic Journal*, January, pp. 783-92.
- Lau, L, D. Jamison y F. Louat (1991). "Education and Productivity in Developing Countries: an Aggregate Production Function Approach". Report no. WPS 612, World Bank.
- Lau, L., S. Bhalla y F. Louat (1991). "Human and physical capital stock in developing countries: construction of data and trends". Draft mimeo, *World Development Report*, World Bank.
- Lucas, R. (1988). "On the Mechanics of Economic Development". *Journal of Monetary Economics* 22, pp. 3-42.
- Lutz, W., A. Goujon, K.C. Samir and W. Sanderson (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., D. Romer y D. Weil (1992). "A Contribution to the Empirics of Economic Growth". *Quarterly Journal of Economics*, pp. 407-37.
- Mas, M., F. Pérez, E. Uriel, L. Serrano y A. Soler (2002). "Capital humano, series 1964-2001," en *Capital humano y actividad económica* (CD Rom). Fundación Bancaja, Valencia.
- Nehru, V., E. Swanson y A. Dubey (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. 367-91.
- Samir KC, B. Barakat, A. Goujon, V. Skirbekk, W. Sanderson and W. Lutz (2010). "Projection of populations by level of educational attainment, age, and sex for 120 countries for 2005-2050". *Demographic Research: Volume 22, Article 15*.

ÚLTIMOS DOCUMENTOS DE TRABAJO

- 2015-08: "Capital Humano y Productividad", **Ángel de la Fuente**.
- 2015-07: "The effect of changes in the statutory minimum working age on educational, labor and health outcomes", **Sergi Jiménez-Martín, Judit Vall y Elena del Rey**.
- 2015-06: "The Effects of Employment Uncertainty, Unemployment Insurance, and Wealth Shocks on the Retirement Behavior of Older Americans", **Hugo Benítez-Silva, J. Ignacio García-Pérez y Sergi Jiménez-Martín**.
- 2015-05: "Instruments, rules and household debt: The effects of fiscal policy", **J. Andrés, J.E. Boscá y J. Ferri**.
- 2015-04: "Can International Macroeconomic Models Explain Low-Frequency Movements of Real Exchange Rates?", **Pau Rabanal y Juan F. Rubio-Ramírez**.
- 2015-03: "Privatización, competencia y regulación aeroportuaria: Experiencia internacional", **Ofelia Betancor y María Paz Espinosa**.
- 2015-02: "La experiencia internacional en alta velocidad ferroviaria", **Daniel Albalade y Germà Bel**.
- 2015-01: "Household Debt and Fiscal Multipliers", **J. Andrés, J.E. Boscá y J. Ferri**.
- 2014-21: "Structural Estimation of a Model of School Choices: the Boston Mechanism vs. Its Alternatives", **Caterina Calsamiglia, Chao Fu y Maia Güell**.
- 2014-20: "Which club should I attend, Dad?: Targeted socialization and production", **Facundo Alborno, Antonio Cabrales y Esther Hauk**.
- 2014-19: "The Informational Content of Surnames, the Evolution of Intergenerational Mobility and Assortative Mating", **Maia Güell, José V. Rodríguez Mora y Chris Telmer**.
- 2014-18: "Risk-sharing and contagion in networks", **Antonio Cabrales, Piero Gottardi y Fernando Vega-Redondo**.
- 2014-17: "A simple model of aggregate pension expenditure", **Ángel de la Fuente**.
- 2014-16: "The economic evaluation of infrastructure investment. Some inescapable tradeoffs", **Ginés de Rus**.
- 2014-15: "Cross-country data on the quantity of schooling: a selective survey and some quality measures", **Ángel de la Fuente y Rafael Doménech**.
- 2014-14: "Educational Attainment in the OECD, 1960-2010, (version 3.1)", **Ángel de la Fuente y Rafael Doménech**.
- 2014-13: "The Systematic Component of Monetary Policy in SVARs: An Agnostic Identification Procedure", **Jonas E. Arias, Darío Caldara y Juan F. Rubio-Ramírez**.
- 2014-12: "Reforming the U.S. Social Security system accounting for employment uncertainty", **Hugo Benítez-Silva, J. Ignacio García-Pérez y Sergi Jiménez-Martín**.
- 2014-11: "Estimating Dynamic Equilibrium Models with Stochastic Volatility", **Jesús Fernández-Villaverde, Pablo Guerrón-Quintana y Juan F. Rubio-Ramírez**.
- 2014-10: "Efficiency and Endogenous Fertility", **Mikel Pérez-Nievas, J. Ignacio Conde-Ruiz y Eduardo L. Giménez**.
- 2014-09: "The Role of Global Value Chains during the Crisis: Evidence from Spanish and European Firms", **Aranzazu Crespo y Marcel Jansen**.
- 2014-08: "Can Fixed-Term Contracts Put Low Skilled Youth on a Better Career Path? Evidence from Spain", **J. Ignacio García Pérez, Ioana Marinescu y Judit Vall Castello**.
- 2014-07: "Gender Peer Effects in School, a Birth Cohort Approach", **Antonio Ciccone y Walter Garcia-Fontes**.
- 2014-06: "Delaying the Normal and Early Retirement Ages in Spain: Behavioural and Welfare Consequences for Employed and Unemployed Workers", **Alfonso R. Sánchez, J. Ignacio García-Pérez y Sergi Jiménez-Martín**.
- 2014-05: "Immigrant Selection over the Business Cycle: The Spanish Boom and the Great Recession", **Jesús Fernández-Huertas Moraga**.
- 2014-04: "The Incentive Effects of Minimum Pensions: extended version", **Sergi Jiménez-Martín**.
- 2014-03: "A Practitioners' Guide to Gravity Models of International Migration", **Michel Beine, Simone Bertoli y Jesús Fernández-Huertas Moraga**.
- 2014-02: "L'auberge Espagnole y el Apartamento Francés: los Determinantes del Aprendizaje del Francés en España", **Brindusa Anghel y Maia Güell**.
- 2014-01: "Temporary Intergenerational Mobility and the Informational Content of Surnames" **Maia Güell, José V. Rodríguez Mora y Christopher I. Telmer**.
- 2013-25: "Informal Care and Intergenerational Transfers in European Countries", **Sergi Jiménez-Martín y Cristina Vilaplana Prieto**.
- 2013-24: "Inference Based on SVARs Identified with Sign and Zero Restrictions: Theory and Applications", **Jonas E. Arias, Juan F. Rubio-Ramírez y Daniel F. Waggoner**.
- 2013-23: "Estimating Dynamic Equilibrium Models with Stochastic Volatility", **Jesús Fernández-Villaverde, Pablo Guerrón-Quintana y Juan F. Rubio-Ramírez**.
- 2013-22: "Perturbation Methods for Markov-Switching DSGE Models", **Andrew Foerster, Juan Rubio-Ramírez, Dan Waggoner y Tao Zha**.
- 2013-21: "Do Spanish informal caregivers come to the rescue of dependent people with formal care unmet needs?", **Sergi Jiménez-Martín y Cristina Vilaplana Prieto**.