

# PIAAC

**Programa Internacional para la  
Evaluación de las Competencias  
de la población adulta. 2013**

VOLUMEN II: Análisis Secundario

# PIAAC

**PROGRAMA INTERNACIONAL PARA LA EVALUACIÓN DE  
LAS COMPETENCIAS DE LA POBLACIÓN ADULTA. 2013**

**INFORME ESPAÑOL. ANÁLISIS SECUNDARIO**

# OCDE

## VOLUMEN II



**MINISTERIO DE EDUCACIÓN, CULTURA Y DEPORTE**

SECRETARÍA DE ESTADO DE EDUCACIÓN, FORMACIÓN PROFESIONAL Y UNIVERSIDADES

DIRECCIÓN GENERAL DE EVALUACIÓN Y COOPERACIÓN TERRITORIAL

Instituto Nacional de Evaluación Educativa

**Madrid 2013**

**Nota:** *El Instituto Nacional de Evaluación Educativa no se hace responsable de las opiniones vertidas en los estudios de investigación recogidos en el presente volumen, siendo los autores los responsables de los análisis y resultados obtenidos de la base de datos de la Evaluación de las Competencias de la población adulta (PIAAC).*

# ÍNDICE

	Pág.
<b>CAPÍTULO 1: DUALIDAD LABORAL Y DÉFICIT DE FORMACIÓN OCUPACIONAL: EVIDENCIA SOBRE ESPAÑA CON DATOS DE PIAAC. Cabrales, A., Dolado, J.J. y Mora, R.</b>	<b>7</b>
• Introducción	8
• Una breve panorámica de la literatura relevante	12
• Un modelo orientativo	13
• Descripción de las variables	18
• Resultados	22
• Conclusiones	31
• Referencias	33
• Apéndice	34
<b>CAPÍTULO 2: ESTIMANDO LA INFLUENCIA DE LA ESCOLARIZACIÓN EN LAS COMPETENCIAS PIACC. Carabaña, J.</b>	<b>35</b>
• Introducción	36
• Datos, métodos, variables	38
• Resultados	43
• Discusión	59
• Conclusiones	61
• Referencias	62

<b>CAPÍTULO 3: EFECTOS ECONÓMICOS DE LA EDUCACIÓN EN ESPAÑA: UNA APROXIMACIÓN CON DATOS PIAAC.</b> <i>Hernández Lahiguera, L. Serrano Martínez, L.</i>	<b>65</b>
• Introducción	66
• Metodología y datos	69
• Niveles educativos y puntuaciones PIAAC	71
• Participación en el mercado de trabajo	72
• Probabilidad de empleo	75
• Salarios	77
• Efectos de la mejora en las competencias: algunos escenarios	82
• Conclusiones	84
• Referencias	85
<b>CAPÍTULO 4: EDUCACIÓN, EXPERIENCIA LABORAL Y HABILIDADES COGNITIVAS: UNA PRIMERA APROXIMACIÓN A LOS RESULTADOS PIAAC.</b> <i>Jimeno, J. F., Lacuesta, A. y Villanueva, A.</i>	<b>88</b>
• Introducción	89
• Experiencia laboral y habilidades cognitivas	93
• Experiencia laboral y salarios	101
• Tareas en el puesto trabajo, estabilidad laboral y habilidades cognitivas	107
• Comentarios finales	112
• Referencias	114
<b>CAPÍTULO 5: SOBRECUALIFICACIÓN DE LOS TITULADOS UNIVERSITARIOS Y MOVILIDAD SOCIAL.</b> <i>Martínez García, J.S.</i>	<b>116</b>
• Introducción	117
• Metodología	120
• Resultados	125
• Discusión	133
• Conclusiones	134
• Anexos	136
• Referencias	137

<b>CAPÍTULO 6: EDUCACIÓN, CONOCIMIENTOS Y PERFILES OCUPACIONALES. <i>Pérez García, F., Hernández Lahiguera, L.</i></b>	<b>139</b>
• Introducción	140
• La literatura sobre el capital humano y la relevancia de PIAAC	141
• Las competencias de los ocupados españoles, según PIAAC	144
• Determinantes de las diferencias en las puntuaciones PIAAC de los ocupados	153
• Conclusiones	161
• Referencias	163
<b>CAPÍTULO 7: DIFERENCIAS ENTRE COHORTES EN ESPAÑA: EL PAPEL DE LA LEY ORGÁNICA DE ORDENACIÓN GENERAL DEL SISTEMA EDUCATIVO Y UN ANÁLISIS DE LA DEPRECIACIÓN DEL CAPITAL HUMANO. <i>Robles Zurita, J.A.</i></b>	<b>165</b>
• Introducción	166
• La reforma de la LOGSE	170
• Las competencias y la edad	180
• Conclusiones generales	188
• Referencias	189
<b>CAPÍTULO 8: FORMACIÓN Y HABILIDADES COGNITIVAS EN LA POBLACIÓN ADULTA ESPAÑOLA. COMPARACIÓN INTERGENERACIONAL DE LOS CONOCIMIENTOS MATEMÁTICOS A PARTIR DE LOS DATOS DEL PIAAC. <i>Villar, A.</i></b>	<b>191</b>
• Introducción	192
• El procedimiento de la evaluación	196
• Resultados	199
• Discusión	204
• Conclusiones	210
• Referencias	212
<b>CONCLUSIONES</b>	<b>214</b>
<b>RELACIÓN DE AUTORES</b>	<b>220</b>

# **1. Dualidad laboral y déficit de formación ocupacional: Evidencia sobre España con datos de PIAAC**

*Antonio Cabrales; Juan J. Doblado y Ricardo Mora*

Dpto. de Economía, Universidad Carlos III de Madrid

# 1. DUALIDAD LABORAL Y DÉFICIT DE FORMACIÓN OCUPACIONAL: EVIDENCIA SOBRE ESPAÑA CON DATOS DE PIAAC

**Cabrales, Antonio; Dolado, Juan J.; Mora, Ricardo**

Dpto. de Economía, Universidad Carlos III de Madrid

## INTRODUCCIÓN

Dos de las características más destacadas de la economía española desde mediados de los noventa han sido las siguientes: (i) la fuerte segmentación del mercado laboral causada por una legislación de protección al empleo (LPE) que ha venido incentivando el uso masivo de la contratación temporal, especialmente a través de los contratos de duración determinada, y (ii) la fuerte reducción de la tasa de crecimiento de la productividad total de los factores (PFT), variable que refleja el avance tecnológico derivado del esfuerzo inversor en I+D+i y el nivel de la formación de empresarios y trabajadores.

El origen de la primera característica se remonta a mediados de los ochenta cuando, para combatir el fuerte incremento de la tasa de paro a consecuencia del efecto retardado de las crisis del petróleo y el proceso de reindustrialización durante la transición democrática, en 1984 se aprobó una reforma radical del mercado de trabajo. Dicha reforma permitió el uso indiscriminado de la contratación temporal (con reducidos o nulos costes de despido) para cualquier actividad productiva regular (y no solo estacional, como era el caso hasta entonces), al tiempo que mantenía inalterada la rígida protección de los contratos indefinidos a través de elevadas indemnizaciones por despido (véase, p. ej., Dolado et al., 2002 y 2008).

La tasa de temporalidad (es decir, la proporción que representan los trabajadores con contrato temporal sobre el total de asalariados) se disparó desde un 15% antes de la reforma hasta el 35.4% a mediados de los noventa. Desde entonces, un porcentaje superior al 90% (el 94% en la



actualidad) de las nuevas contrataciones han tenido lugar bajo esta modalidad contractual, mientras que la tasa media de conversión de contratos temporales a indefinidos ha oscilado entre el 10% en los noventa y primera mitad de los 2000, para pasar a situarse en el 5% en la actualidad (véase Amuedo-Dorante, 2001 y Güell y Petrongolo, 2007). Posteriormente, tras una larga sucesión de reformas laborales parciales, la tasa de temporalidad se estabilizó en alrededor de un 30%. Incluso tras la masiva destrucción de empleos temporales durante la recesión que lleva afectando a España desde 2008, dicha tasa solo se ha reducido hasta el 23%, manteniéndose todavía como una de las más altas en la OCDE.

En relación al segundo fenómeno, la productividad laboral ha experimentado una significativa desaceleración en la larga fase expansiva 1995-2007, previa a la Gran Recesión, durante la cual tuvo lugar un fuerte crecimiento de la ocupación y de las horas trabajadas en España. Es importante resaltar que este descenso en la tasa de crecimiento de la productividad del factor trabajo no se debió a una desaceleración en la acumulación de capital físico por trabajador, como resultado de la fuerte creación de empleo. Por el contrario, es debida al fuerte retroceso experimentado por la tasa de crecimiento de la productividad total de los factores (PTF), que descendió del 1.5% en 1980-1994 al -0.35% en 1995-2007. Aunque una parte sustancial de esta reducción se ha debido a la fuerte dependencia de la economía española de varios sectores con escaso valor añadido (como, p. ej., la construcción, el turismo, la hostelería, etc.), existe amplia evidencia sobre la deficiente evolución de la PTF en varios sectores de productos comerciables, como es el caso de la industria manufacturera (véase, p. ej., Escribá y Murgui, 2009).

Esta evolución negativa de la tasa del crecimiento de la PTF es sorprendente teniendo en cuenta el fuerte ascenso del crecimiento de dicha variable a nivel mundial, debido a las grandes mejoras tecnológicas que han tenido lugar desde principios de los noventa. También contrasta con lo acontecido en el resto de Europa donde, pese a una cierta desaceleración, la PTF y la productividad del trabajo han evolucionado bastante mejor que en España. Así, de acuerdo con EU KLEMS, una base armonizada de información sobre PTF en los países de la UE, las tasas medias de crecimiento de la PTF en la UE-15 se redujeron desde el 2.7% en 1970-1994 al 1.3% en 1995-2005 (véase Escribá y Murgui, 2009).

Nuestro objetivo en este trabajo es establecer una conexión entre ambos hechos mediante un mecanismo que hasta ahora no ha recibido demasiada atención en la literatura. En concreto, analizamos cómo la brecha existente en la LPE entre contratos indefinidos y temporales puede haber afectado a la formación específica que los trabajadores reciben por parte de las empresas. También estudiamos como este efecto en la formación puede haber afectado a sus habilidades y competencias cognitivas y, en última instancia a la acumulación de su capital humano, al ser este uno de los determinantes fundamentales de la PTF. La base de datos transversal para España obtenida dentro del *Programme for the International Assessment of Adult Competencies* (PIAAC) nos permite explorar este fenómeno aportando evidencia empírica sobre el mismo. La idea básica es que, en un contexto de rigidez salarial donde la brecha entre la LPE de trabajadores indefinidos y permanentes temporales es elevada, las empresas se muestran poco propensas a convertir los contratos precarios en estables. Ello provoca que los primeros pierdan su papel de “contratos de prueba” (*stepping stones*) para

convertirse en “contratos terminales” (*dead-ends*), provocando una intensa e ineficiente rotación laboral de los trabajadores entre empleo y paro. En estas circunstancias, donde la brecha entre los costes de despido provoca el uso intensivo de contratos de corta duración y una bajísima tasa de conversión, las empresas tienen escasos incentivos a invertir en mejorar la formación de sus trabajadores, al tiempo que éstos últimos tampoco disponen de los incentivos necesarios para incrementar su rendimiento vía la mejora de sus capacidades productivas. En la medida en que dichas capacidades y la formación ocupacional son componentes muy relevantes de la PTF, este mecanismo puede haber jugado un papel importante a la hora de explicar la relación existente entre la dualidad del mercado laboral y el deficiente comportamiento de la tasa de crecimiento de la PTF (véase Bassaninni et al., 2008).

Este tipo de mecanismo ha sido recientemente analizado en Dolado, Ortigueira y Stucchi (2013) a través de un modelo donde las decisiones de empresarios y trabajadores interaccionan en un mercado de trabajo dual inspirado por las características del mercado laboral en España. El contexto analizado es uno en el que a las empresas les resulta óptimo contratar trabajadores temporales con contratos de duración determinada. Cuando dichos contratos temporales agotan su duración máxima (típicamente 1 o 2 años), el empresario se enfrenta a la decisión de promocionar al trabajador ofreciéndole un contrato indefinido (sujeto a costes de despido/LPE mucho más elevados) o despedirle y contratar a otro trabajador de nuevo con un contrato temporal.

Los trabajadores temporales fijan el nivel óptimo de su esfuerzo/productividad en el puesto de trabajo comparando la des-utilidad de trabajar con la utilidad que proporciona el salario percibido en los empleos temporales y, sobre todo, la expectativa de ser promocionados a un empleo estable al término de sus contratos. Las empresas fijan los salarios para este tipo de trabajadores, las tasas de conversión y la disponibilidad de formación ocupacional, de manera que la elección de estas tres variables maximice los beneficios esperados, sujeto a restricciones de participación y compatibilidad de incentivos de sus asalariados con contrato temporal.

El resultado teórico más interesante derivado por dichos autores es que, cuando las indemnizaciones por despido no pueden ser neutralizadas en la negociación colectiva debido a la rigidez en la fijación de los salarios —como es el caso de España—, un aumento en la brecha en la LPE entre ambos tipos de trabajadores (esto es, un incremento en la dualidad) provoca: (i) una reducción en la tasa de conversión de temporales a indefinidos, (ii) una menor inversión de las empresas en la formación ocupacional de sus trabajadores temporales, y (iii) una caída en el esfuerzo que estos últimos ejercen en el puesto de trabajo. La intuición básica de este resultado es que una elevada dualidad en términos de costes de despido reduce la tasa de conversión. Por ello, las empresas encuentran poco rentable invertir en la formación de sus trabajadores temporales, provocando un efecto de desánimo entre estos últimos, los cuales responden a las menores y más inciertas perspectivas de promoción ejerciendo menor esfuerzo. Esta cadena de reacciones da lugar un equilibrio desfavorable de profecías auto-cumplidas donde los empresarios no invierten en los trabajadores al anticipar que no van a ejercer esfuerzo y los trabajadores cumplen con dichas expectativas al anticipar las estrategias de las empresas.

Para la contrastación empírica de su modelo, Dolado, Ortigueira y Stucchi (2013) utilizan la *Encuesta de Estrategias Empresariales* (ESSEE), elaborada por la Fundación SEPI, que proporciona información longitudinal, a nivel de empresa y con frecuencia anual, sobre una muestra representativa de empresas en el sector manufacturero en España durante el periodo 1991-2005. Este tipo de información permite computar, para cada año y empresa, tanto la tasa de crecimiento de la PTF como la tasa de conversión de los trabajadores temporales en indefinidos.

Tras analizar mediante métodos de regresiones de panel la relación existente entre dichas variables (controlando por una amplia gama de variables socio-económicas y demográficas tanto de los trabajadores como de las empresas), su principal resultado empírico es que variaciones al alza en la brecha de LPE dieron lugar a reducciones en la tasa de conversión de aquellas empresas con mayor tasa de temporalidad, lo cual a su vez induce una caída en la tasa de crecimiento de la PTF de dichas empresas. Lo contrario ocurre en aquellos periodos recogidos en la muestra en los que la dualidad se reduce (como ocurrió, por ejemplo, tras los cambios en la regulación laboral que tuvieron lugar en las reformas de 1994 y 1997). Además, encuentran evidencia de que, desde principios de los años 2000, la desaceleración en la PTF se concentra con especial intensidad en aquellas industrias manufactureras con alta tasas de temporalidad que son fuertemente complementarias con el sector de la construcción (cemento, madera, etc.), origen de la burbuja que surgió en el sector inmobiliario durante la primera mitad de los años 2000.

Un problema de la base de datos ESSEE es que carece de información sobre las actividades de formación dentro de la empresa y sobre el rendimiento laboral de los trabajadores a nivel individual. La disponibilidad en la PIAAC de diferentes medidas sobre actividades de formación por parte de los trabajadores dentro de la empresa, así como de sus habilidades lingüísticas y numéricas permite subsanar, al menos en parte, esta deficiencia. Nuestro objetivo en este trabajo es utilizar la muestra española de la PIAAC del 2011 para contrastar, en primer lugar, la relación directa entre el tipo de contrato del trabajador y la formación que recibe en la empresa y, en segundo lugar, para analizar si este tipo de formación afecta a las habilidades cognitivas de los trabajadores.

Con el fin de obtener implicaciones teóricas que ayuden a interpretar los resultados empíricos, desarrollamos un sencillo modelo del funcionamiento de un mercado de trabajo dual donde las vacantes disponibles dependen del nivel educativo de los individuos, de manera que las empresas ofrecen contratos indefinidos (con altos costes de despido) a aquellos trabajadores con mayor formación, al tiempo que los contratos temporales (sin costes de despido) solo están disponibles para aquellos otros con menor nivel educativo. Los individuos —que difieren en su habilidad innata y, por tanto, en el coste de educarse— escogen (antes de acceder al mercado de trabajo) su nivel de educación en función de la utilidad esperada en cada puesto de trabajo. El resultado principal de dicho modelo es que, en presencia de salarios rígidos y perturbaciones agregadas que afectan a la destrucción de empleo, una mayor dualidad reduce el incentivo a mejorar su nivel educativo, especialmente en periodos expansivos. Además, el modelo predice que el auge de determinados sectores intensivos en mano de obra temporal reduce la propensión a acumular capital humano. Por último, otra implicación relevante es

que, al ser inferior el coste de oportunidad de educarse en las fases recesivas del ciclo económico, la propensión a invertir en educación presenta un comportamiento contra-cíclico.

En general, nuestros resultados empíricos con los datos de PIAAC apoyan estas consideraciones teóricas. En primer lugar, utilizando un amplio número de controles sobre las características del individuo y su puesto de trabajo, encontramos que existe una fuerte asociación negativa y estadísticamente significativa entre tener un contrato temporal y el nivel de formación recibida por el trabajador en la empresa. En segundo lugar, encontramos que cuanto menor es la formación que recibe un individuo en su empleo, menores son sus habilidades lingüísticas y numéricas. Ambos resultados son consistentes con la creciente evidencia disponible sobre el efecto pernicioso que la dualidad laboral tiene en el crecimiento de la productividad en la economía española (véase Bentolila et al., 2012).

El resto del trabajo está estructurado como sigue. La Sección 2 ofrece una breve panorámica sobre la literatura existente en España sobre el tema objeto de análisis. La Sección 3 desarrolla el modelo teórico que sirve de guía a nuestro enfoque empírico. La Sección 4 describe la base de datos PIAAC y las variables utilizadas en el análisis empírico. La Sección 5 reporta los principales resultados. Finalmente, la Sección 6 ofrece unas breves conclusiones.

## UNA BREVE PANORÁMICA DE LA LITERATURA RELEVANTE

Además del artículo discutido previamente de Dolado, Ortigueira y Stucchi (2013), existen otros trabajos recientes de investigación sobre España que estudian los efectos de la dualidad en el mercado de trabajo sobre la productividad, tanto en su vertiente laboral como de PTF. A continuación resumimos sus principales conclusiones.

En primer lugar, se encuentra el trabajo de Sánchez y Toharia (2000) quienes, basándose en un modelo estándar de salarios de eficiencia y utilizando asimismo datos procedentes de la ESSEE para el periodo 1991-1994, estiman la relación existente entre tasa de temporalidad y productividad laboral. En concreto, regresando la productividad media en cada empresa sobre la tasa de temporalidad y otros controles, encuentran un efecto negativo de dicha variable explicativa. Resultados en la misma línea, pero con muestras más recientes, son los obtenidos a partir de la Central de Balances del Banco de España (CBBE) por parte de Alonso-Borrego (2010) y a partir de la ESSEE por parte de González y Miles (2012). En línea con el enfoque de Dolado, Ortigueira y Stucchi (2013), estos trabajos se concentran en documentar el efecto negativo de la precariedad contractual sobre el crecimiento de la PTF, en vez del crecimiento de la productividad del trabajo, si bien no analizan el mecanismo que relaciona tasas de conversión y PTF que enfatizan estos últimos autores.

En lo concerniente a la relación entre dualidad contractual e incidencia de la formación ocupacional en España, se pueden resaltar los trabajos de Alba-Ramírez (1994) y de la Rica et al. (2008). En ambos casos se documenta que las empresas invierten menos en la formación de los trabajadores temporales dado su elevada tasa de rotación, si bien no se examina cómo

dicha intensidad formativa ha variado con los cambios observados en la brecha de los costes de despido.

Recientemente, Garda (2013) analiza el tamaño de las pérdidas salariales experimentadas por aquellos trabajadores que han cambiado de trabajo a otra empresa a consecuencia de haber participado en un despido colectivo (ERE) en la empresa donde trabajaban previamente. Si las empresas proporcionan un mayor nivel de formación a los trabajadores con contratos indefinidos que a los trabajadores con contratos temporales, la pérdida de capital humano específico será más importante para el primer tipo de trabajadores que para el segundo. Por tanto, esperaríamos encontrar mayores pérdidas salariales entre los trabajadores con contratos fijos. Utilizando los registros de la Seguridad Social procedentes de la Muestra Continua de Vidas Laborales (MCVL) y controlando por antigüedad, sector, y otras variables relevantes, los resultados de este trabajo confirman que los trabajadores con contratos indefinidos sufren reducciones salariales superiores y más persistentes que aquellos con contratos temporales.

## UN MODELO ORIENTATIVO

### Preliminares

En nuestro modelo, trabajadores y empresas viven durante dos períodos y se supone que el futuro no se descuenta. Al comienzo del primer período, una masa de trabajadores solicita su ingreso en la empresa, tras haber elegido su nivel educativo. La empresa tiene una tecnología lineal y solamente contrata trabajadores cuyo valor esperado para la empresa,  $W$ , iguale o exceda a su coste de contratación. La habilidad inicial del trabajador se denota  $\theta \in [\underline{\theta}, \bar{\theta}]$  y suponemos que su distribución es uniforme. El capital humano es un compuesto de habilidad y educación. Por simplicidad, suponemos que solamente hay dos niveles de educación, y que el capital humano del trabajador más educado es  $H^e(\theta) = h\theta$ , donde  $h > 1$ , mientras que el capital humano del trabajador menos educado es  $H^u(\theta) = \theta$ . El coste de adquirir educación  $C(\theta)$  es decreciente en  $\theta$ . Específicamente, suponemos que  $C(\theta) = \theta^{-\gamma}$  donde  $\gamma > 0$ .

Una vez adoptada la decisión de educarse, las empresas contratan a los trabajadores bien mediante el uso de contratos temporales (T) o contratos indefinidos/permanentes (P). La diferencia entre estos dos tipos de contratos es que despedir a un trabajador con un contrato permanente conlleva una indemnización  $F > 0$ , mientras que dicha indemnización no existe para los trabajadores temporales. Para simplificar el análisis, suponemos que los trabajos ofertados a los trabajadores con contratos P requieren educación, mientras que los disponibles para los trabajadores con contratos T no tienen este requisito. Por tanto, los trabajadores con bajo nivel educativo acceden a los puestos de trabajo T cuya productividad inicial iguala a su capital humano,  $\theta$ , mientras que los trabajadores con mayor nivel educativo lo hacen en puestos de trabajo P cuya productividad inicial equivale a  $\zeta = h\theta$ .

En el segundo período la productividad de los trabajadores experimenta cambios debido a un shock agregado que sirve para capturar las fluctuaciones de ciclo económico. En concreto, durante este período, las empresas con puestos de trabajo T perciben que la productividad de sus trabajadores con menor nivel educativo se distribuye uniformemente  $U[\bar{\theta}(1-\varepsilon), \bar{\theta}]$ , donde  $\varepsilon \in [0,1]$  es un parámetro de la distribución, para el que se cumple que  $\underline{\theta} = \bar{\theta}(1-\varepsilon)$ . Como resultado de este supuesto, las funciones de densidad y distribución de la productividad de este tipo de trabajadores durante el segundo periodo son:  $g_{\theta}(\varepsilon) = \frac{1}{\varepsilon\bar{\theta}}$  y

$G_{\theta}(\varepsilon) = 1 + \frac{\theta - \bar{\theta}}{\varepsilon\bar{\theta}}$ , respectivamente. De forma similar, la correspondiente distribución de productividad percibida por las empresas con empleos P para los trabajadores con mayor nivel educativo es  $U[\bar{\zeta}(1-\varepsilon), \bar{\zeta}]$ , donde  $\bar{\zeta} = h\bar{\theta}$  por lo que:  $g_{\zeta}(\varepsilon) = \frac{1}{\varepsilon\bar{\zeta}}$  y  $G_{\zeta}(\varepsilon) = 1 + \frac{\zeta - \bar{\zeta}}{\varepsilon\bar{\zeta}}$ .

Nótese que en ambos casos un valor mayor (menor) de  $\varepsilon$  captura una fase recesiva (expansiva) en la que la productividad media en ambos tipos de empresas se reduce (aumenta).

Los salarios en los puestos de trabajo P y T se denotan como  $w_P$  y  $w_T$ , respectivamente. Para simplificar el análisis, se supone que dichos salarios solo se pagan en el segundo período y son determinados exógenamente por parte de las empresas al principio del primer período, de forma que  $w_T < w_P$ , sujeto a las restricciones  $F < w_P < F + 0.5\bar{\zeta}$  ( $= F + 0.5h\bar{\theta}$ ) y  $0 < w_T < 0.5\bar{\theta}$ . Como se discutirá posteriormente, estos rangos de variación en términos salariales aseguran que los individuos prefieran trabajar a no hacerlo. Por consiguiente, permiten asegurar el cumplimiento de las restricciones de participación de los trabajadores.

Finalmente otro supuesto relevante es la existencia de una tasa de abandono voluntario,  $q$ , con  $0 < q < 1$ , para los trabajadores en empleos de tipo T durante el segundo período (reflejando la finalización imprevista del empleo temporal) mientras que, por contra, los trabajadores en empleos de tipo P permanecen en sus puestos de trabajo hasta el final de dicho período.

## Valor de los activos

### (I) Empresas

Las empresas contratan trabajadores siempre que el valor esperado de su aportación a los beneficios de la empresa exceda al coste de contratación (anuncio de la vacante, búsqueda de candidatos, etc.),  $HC$ , para el cual se adopta la simplificación de suponerlo idéntico para ambos tipos de empleos.

Denotando mediante  $W_i$  ( $i = P, T$ ) el valor de activo ( *asset value*) de una empresa que ofrece contratos de un determinado tipo, se obtiene la siguiente expresión para aquellas empresas que ofertan empleos permanentes,

$$W_P(\varepsilon, \zeta) = \zeta - HC + \left[ \int_{\zeta(1-\varepsilon)}^{\bar{\zeta}} \max(\zeta - w_P, -F) dG_\zeta(\varepsilon) \right] =$$

(utilizando integración por partes; ver nota al final)

$$= \zeta - HC + \left[ (\bar{\zeta} - w_P) - \int_{w_P - F}^{\bar{\zeta}} G_\zeta(\varepsilon) d\zeta \right] \quad (1)$$

De manera similar, el valor del activo de las empresas oferentes de empleos temporales es,

$$W_T(\varepsilon, \theta) = \theta - HC + (1-q) \left[ \int_{\bar{\theta}(1-\varepsilon)}^{\bar{\theta}} \max(\theta - w_T, -F) dG_\theta(\varepsilon) \right] =$$

$$= \theta - HC + (1-q) \left[ (\bar{\theta} - w_T) - \int_{w_T}^{\bar{\theta}} G_\theta(\varepsilon) d\theta \right]. \quad (2)$$

Nótese que los términos  $w_P - F$  y  $w_T$  en las expresiones (1) y (2) resultan ser los umbrales mínimos de productividad aceptable para que las empresas mantengan a sus trabajadores en los empleos P y T, respectivamente. En otras palabras, ello implica que los trabajadores con productividades  $\zeta < w_P - F$  y  $\theta < w_T$  verán sus contratos rescindidos en el segundo período. Del valor de dichos umbrales se infiere que un aumento salarial incrementa la tasa de destrucción de empleo mientras que un aumento de las indemnizaciones por despido,  $F$ , reduce dicha tasa para los trabajadores con empleos P. Ello se debe a que, al tener que pagarles una mayor indemnización por despido, las empresas preferirán no rescindir los contratos de algunos trabajadores cuya productividad haya caído y que hubieran sido despedidos en ausencia de indemnizaciones. En concreto, usando las distribuciones uniformes  $\zeta \sim U[h\bar{\theta}(1-\varepsilon), h\bar{\theta}]$  y  $\theta \sim U[\bar{\theta}(1-\varepsilon), \bar{\theta}]$  con  $\varepsilon \in [(0,1)]$ , podemos escribir:

$$W_P(\varepsilon, \theta) = h\theta - HC + \left[ \frac{(h\bar{\theta} - w_P + F)^2}{2\varepsilon h\bar{\theta}} - F \right] \quad (3)$$

$$W_T(\varepsilon, \theta) = \theta - HC + (1-q) \left[ \frac{(\bar{\theta} - w_T)^2}{2\varepsilon\bar{\theta}} \right]. \quad (4)$$

## (II) Trabajadores

En cuanto a los trabajadores, suponiendo por simplicidad que el valor de estar desempleado es igual a cero, sus valores de activo,  $V$ , de estar empleado con un contrato P y T son como sigue:

$$\begin{aligned} V_P(\varepsilon, \theta) &= \left[ \int_{w_P-F}^{h\bar{\theta}} w_P dG_\zeta(\varepsilon) + \int_{h\bar{\theta}(1-\varepsilon)}^{w_P-F} F dG_\zeta(\varepsilon) \right] - C(\theta) = \\ &= \frac{w_P h\bar{\theta}}{\varepsilon h\theta} - \frac{(w_P - F)^2}{\varepsilon h\theta} - \frac{F h\bar{\theta}(1-\varepsilon)}{\varepsilon h\theta} - C(\theta) \\ &= \frac{(w_P - F)[h\bar{\theta} - (w_P - F)]}{\varepsilon h\theta} + F - C(\theta) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} V_T(\varepsilon, \theta) &= (1-q) \left[ \int_{w_T}^{\bar{\theta}} w_T dG_\zeta(\varepsilon) \right] = \\ &= (1-q) \left[ \frac{w_T \bar{\theta}}{\varepsilon \theta} - \frac{w_T^2}{\varepsilon \theta} \right] = (1-q) \left[ \frac{w_T(\bar{\theta} - w_T)}{\varepsilon \theta} \right] \end{aligned} \quad (6)$$

Nótese que, a la vista de estas derivaciones, se obtiene que  $V_P$  y  $V_T > 0$ , puesto que al ser  $w_P - F$  y  $w_T$  los umbrales admisibles de productividad para los trabajadores en empleos P y T, respectivamente, necesariamente se cumplen las desigualdades  $w_P - F < h\bar{\theta}$  y  $w_T < \bar{\theta}$ . Por tanto, se verifica la restricción de participación, de manera que los trabajadores prefieren trabajar a no hacerlo.

## Decisión sobre educación

De acuerdo con los valores de los activos calculados en la sección anterior, el trabajador decide invertir en educación al principio del período inicial si las ganancias netas de educarse superan a las de no educarse. Esto es, los individuos deciden invertir en educación si

$$\frac{(w_P - F)[h\bar{\theta} - (w_P - F)]}{\varepsilon h\theta} + F - \theta^{-\gamma} \geq (1-q) \left[ \frac{w_T(\bar{\theta} - w_T)}{\varepsilon \theta} \right] \quad (7)$$

de donde se deduce la existencia de un umbral de habilidad inicial  $\theta^*$  con la propiedad de que los individuos con  $\theta < \theta^*$  no invierten en educación, mientras que aquellos con  $\theta \geq \theta^*$  si lo hacen. De la expresión (7) se deduce que el valor de  $\theta^*$  se puede re-escribir como

$$\theta^* = \frac{1}{D^\gamma}, \quad \text{donde}$$



$$D = \frac{(w_p - F)[h\bar{\theta} - (w_p - F)]}{\varepsilon h \bar{\theta}} + F - (1 - q) \left[ \frac{w_T (\bar{\theta} - w_T)}{\varepsilon \theta} \right]. \quad (8)$$

## Estática comparativa

Puesto que para cualquier variable exógena,  $x$ ,  $\partial \theta^* / \partial x = (\partial \theta^* / \partial D)(\partial D / \partial x)$  y  $\partial \theta^* / \partial D < 0$ , se siguen los siguientes resultados de estática comparativa:

$$\frac{\partial \theta^*}{\partial w_p} < 0, \text{ puesto que } \text{signo} \frac{\partial D}{\partial w_p} = \text{signo}[h\bar{\theta} - 2(w_p - F)] > 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial \theta^*}{\partial w_T} > 0, \text{ puesto que } \text{signo} \frac{\partial D}{\partial w_T} = \text{signo}\{-(1 - q)[\bar{\theta} - 2w_T]\} < 0 \quad (10)$$

$$\frac{\partial \theta^*}{\partial F} > 0, \text{ si y solo si } \varepsilon < 1 - \frac{2(w_p - F)}{h\bar{\theta}}, \text{ pues } \text{signo} \frac{\partial D}{\partial F} = \text{signo}\left\{\frac{2(w_p - F)}{\varepsilon h \bar{\theta}} - \frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon}\right\} \quad (11)$$

$$\frac{\partial \theta^*}{\partial q} < 0, \text{ puesto que } \text{signo} \frac{\partial D}{\partial q} > 0 \quad (12)$$

$$\frac{\partial \theta^*}{\partial \varepsilon} > 0, \text{ puesto que } \text{signo} \frac{\partial D}{\partial \varepsilon} < 0 \quad (13)$$

En primer lugar, conviene recordar que los signos de las respuestas de  $\theta^*$  con respecto a los dos salarios en (9) y (10) se derivan de nuestros supuestos anteriores sobre el rango de valores admisibles para los salarios  $w_p$  y  $w_T$ . Los resultados en ambas expresiones implican que un aumento de  $w_p$  (manteniendo constante el resto de variables) provoca que una proporción de individuos inviertan en educación, mientras que un aumento de  $w_T$  provoca el efecto contrario. Obviamente, estos dos efectos corresponden al supuesto adoptado sobre la relación biunívoca entre tipo de contrato y nivel educativo. Al suponer que un contrato indefinido solo se ofrece a individuos con mayor nivel educativo, un aumento del salario asociado a este tipo de empleo provoca un mayor incentivo a educarse, mientras lo contrario ocurre cuando se produce un aumento del salario de los trabajadores con contratos temporales, ya que ello hace menos atractivos los empleos indefinidos y, por tanto, la educación.

En segundo lugar, el efecto de cambios en la indemnización  $F$  sobre  $\theta^*$  en (11) depende de la fase del ciclo económico. Si  $\varepsilon$  es suficientemente grande-- esto es, cuando la economía se encuentra en una fase recesiva-- entonces un aumento en  $F$  reduce  $\theta^*$ , por lo que aumenta la proporción de individuos que invierten en educación. Lo contrario ocurre cuando  $\varepsilon$  es pequeño-- es decir, cuando la economía está en una fase expansiva. La intuición sobre este resultado nace de los dos efectos que la indemnización tiene sobre el valor de activo de los trabajadores educados en empleos P, tal como se ilustra en (5). Cuando  $F$  sube, el primer

efecto es que, para un  $w_p$  dado, el excedente esperado de un trabajador que no es despedido (esto es,  $w_p - F$  multiplicado por la probabilidad de mantener el empleo) disminuye. Ello implica que los trabajos con contratos permanentes y, por tanto la educación, se convierten en opciones menos atractivas para el individuo. El segundo es el efecto positivo y directo del aumento del pago de la indemnización  $F$  que el trabajador recibe en caso de ser despedido, lo cual hace más atractivos estos trabajos. Cuando la economía se aproxima a una recesión el segundo efecto se vuelve más relevante puesto que la probabilidad de perder el empleo es mayor, de forma que un aumento de  $F$  incentiva a los trabajadores a invertir en educación. Lo contrario sucede durante una expansión, en la que la probabilidad de ser despedido es más baja, de forma que un aumento de  $F$  conlleva una reducción del excedente obtenido al estar trabajando en un empleo P, lo que a su vez reduce los incentivos a educarse.

En tercer lugar, fenómenos muy relevantes en la economía española, como ha sido el boom de la construcción, puede interpretarse en este modelo como una caída de  $q$  porque los trabajos temporales duran algo más en media. Por tanto, como los contratos T se vuelven más atractivos, (12) implica que  $\theta^*$  aumenta sin ambigüedad y, por tanto, los trabajadores invierten menos en educación.

Finalmente, (13) ilustra los efectos de la fase del ciclo económico sobre la educación. Puede observarse como en una expansión, esto es, cuando  $\varepsilon$  cae,  $\theta^*$  se incrementa (menos trabajadores se educan) y lo contrario ocurre en una recesión. Por tanto, siguiendo el razonamiento expuesto cuando se discutían los efectos de  $F$  en  $\theta^*$ , la educación presenta un patrón claramente contra-cíclico.

## DESCRIPCIÓN DE LAS VARIABLES

La población de interés se define en términos de aquellos individuos participantes activos en los cuestionarios de PIAAC con edades comprendidas entre los 16 y los 65 años que son empleados asalariados. De entre los 6055 individuos que han contestado en su totalidad a las pruebas contenidas en PIAAC, el tamaño de nuestra muestra se reduce a unos 2500 individuos cuando se considera al conjunto de asalariados que verifican las características anteriores.

La principal variable de control, *contrato temporal*, es una variable dicotómica (*dummy*) que toma el valor 0 cuando el individuo tienen un contrato indefinido y el valor 1 cuando tiene un contrato temporal (es decir, cuando tiene un contrato de duración determinada, un empleo temporal con una agencia de empleo, o algún tipo de contrato en prácticas).

Como se ha discutido previamente, nuestro objetivo en términos empíricos se centra en analizar la relación existente entre el tipo de contrato, la realización de actividades de formación dentro de la empresa y las habilidades lingüísticas y numéricas de cada trabajador, de acuerdo con los índices de comprensión lectora y capacidad de cálculo disponibles en la base de datos de PIAAC. El modelo orientativo presentado en la anterior sección —y la

literatura relacionada con el mismo— sugiere que los trabajadores con contrato temporal en mercados de trabajo excesivamente duales tienden a acumular menos capital humano que los trabajadores con contrato indefinido, bien porque sus incentivos a educarse son menores, dadas las reducidas tasas de conversión a contratos estables, o porque las empresas invierten menos en su formación ocupacional, dada la escasa duración de este tipo de contratos. Para evaluar empíricamente dicha predicción, utilizamos dos medidas de adquisición de capital humano dentro de la empresa. En primer lugar, se usa la variable dicotómica  $D^{OJT}$  (*on the job training* en terminología inglesa) que toma el valor 1 cuando el trabajador afirma haber asistido, en los últimos 12 meses, a alguna sesión organizada de formación en el puesto de trabajo o impartida por sus supervisores o compañeros de trabajo. Estas sesiones de formación deben caracterizarse “por ser períodos planificados de formación, instrucción o experiencia práctica, usando las herramientas normales de trabajo.” Se incluyen, por ejemplo, “cursos de formación o instrucciones organizados por los directivos, mandos o compañeros de trabajo para ayudar al entrevistado a hacer mejor su trabajo o para familiarizarle con sus nuevas tareas.”

Si bien la variable  $D^{OJT}$  es un indicador adecuado de la realización de actividades de formación dentro de la empresa, no refleja de forma precisa la intensidad de estas actividades. Para incorporar información sobre esta cuestión, utilizamos adicionalmente otra variable reportada en PIAAC que recoge el número de actividades de formación a las que el trabajador ha asistido en los últimos 12 meses,  $n^{OJT}$ . Debe tenerse en cuenta que, de acuerdo con el diseño de la encuesta, el encuestado debe contabilizar como una única actividad todas aquellas tareas de formación que estén interrelacionadas aunque hayan tenido lugar en diferentes días. La característica esencial de cada actividad es que debe estar encaminada a facilitar la adaptación del personal a un determinado conjunto de nuevas competencias. Por tanto, la variable  $n^{OJT}$  refleja la intensidad en la inversión en nuevas competencias con independencia de su nivel de dificultad o el tiempo que se haya dedicado a cada una de ellas<sup>1</sup>.

De acuerdo con las predicciones de nuestro modelo, en general, los trabajadores temporales reciben menos formación por parte de la empresa que aquellos con un contrato indefinido. Un rasgo interesante del planteamiento del modelo es que, a pesar de que el trabajador con contrato temporal tenderá a formarse menos que el trabajador con contrato indefinido, pudiera ocurrir que dicho trabajador no percibiera este menor nivel de formación como un problema en el desempeño de sus actividades puesto que los requisitos de este tipo de puestos de trabajo son inferiores a los de los empleos indefinidos. Podemos abordar esta posibilidad explotando la información proporcionada en la base de datos. En concreto,

---

1 PIAAC proporciona también una medida subjetiva que refleja en alguna medida la intensidad con la que el trabajador adquiere nuevas habilidades dentro del trabajo. En la encuesta se solicita al trabajador que indique, de forma aproximada, la frecuencia con que su trabajo implica aprender nuevas habilidades. Además del problema de interpretación que suele afectar a las declaraciones subjetivas, esta variable carece de suficiente variación para resultar realmente informativa: más del 90% de los encuestados afirman que su trabajo implica aprender nuevas habilidades “al menos una vez al mes”. Por estos motivos, hemos decidido no utilizarla en el presente trabajo.

disponemos de una medida subjetiva sobre la necesidad de una mayor adquisición de capital humano disponible a través de la variable dicotómica  $more^{OJT}$  que toma el valor 1 si el trabajador afirma que necesita más formación para realizar bien las tareas de su trabajo y 0 en caso contrario.

Es previsible que la existencia de diferencias en los procesos de formación dentro de la empresa genere diferencias en las posibilidades de promoción dentro de la misma empresa entre trabajadores temporales y trabajadores con contratos indefinidos. Sin embargo, es una cuestión empírica hasta qué punto estas diferencias en adquisición de capital humano específico se trasladarán a diferenciales en capital humano general que el trabajador pueda rentabilizar en otras empresas diferentes a la empresa actual. Para examinar esta cuestión, analizamos el efecto que tiene la realización de actividades de formación sobre las dos medidas de habilidades generales en destrezas cognitivas que mide el PIAAC en España: el nivel de comprensión lectora (*literacy*) y la capacidad de cálculo (*numeracy*).

En el Cuadro 1.1 se presentan algunos estadísticos descriptivos de todas aquellas variables de tratamiento que posteriormente van a ser objeto de evaluación, esto es, la intensidad en la adquisición de capital humano específico, la percepción de la utilidad del proceso formativo y, finalmente, los niveles de comprensión lectora y capacidad de cálculo de los trabajadores.

Cuadro 1.1. Estadísticos Descriptivos (PIAAC)

<b>Panel A</b>	<b>Nº. Obs.</b>	<b>Pob. 16- 65 años<sup>(a)</sup></b>	<b>Ocupados<sup>(a)</sup></b>	<b>Asalariados<sup>(a)</sup></b>	
Muestra PIAAC	6055				
Muestra con edades entre 16 y 65 años	5954				
Trabajadores	3060	53.18			
Por cuenta propia	547	9.41	17.69		
Por cuenta ajena	2513	43.77	82.31		
Temporales	589	9.71	18.26	22.18	
<b>Panel B</b>	<b>Formación y capacidades por tipo de contrato<sup>(a)</sup></b>		<b>Diferencia (%)</b>	<b>Des. Típ.<sup>(b)</sup></b>	<b>P-valor</b>
	<b>Indefinido</b>	<b>Temporal</b>			
Porcentaje con actividades de formación	48.43	31.81	16.62 (52.25)	2.35	0.000
Número medio de actividades	2.85	2.33	0.52 (22.32)	0.29	0.073
Porcentaje que cree que necesita más formación	39.55	35.42	4.13 (11.66)	2.48	0.096
Índice de comprensión lectora ( <i>literacy</i> ) <sup>(c)</sup>	262.68	255.63	7.05 (2.76)	2.10	0.001
Índice de cálculo numérico ( <i>numeracy</i> ) <sup>(c)</sup>	260.94	246.81	14.13 (5.73)	2.00	0.000
	<b><math>D^{OJT}=1</math></b>	<b><math>D^{OJT}=0</math></b>			
Índice de comprensión lectora ( <i>literacy</i> ) <sup>(c)</sup>	268.89	254.69	14.2 (5.58)	1.51	0.000
Índice de cálculo numérico ( <i>numeracy</i> ) <sup>(c)</sup>	268.09	249.44	18.65 (7.48)	1.49	0.000

Notas: Un trabajador tiene contrato temporal cuando tiene un contrato de duración determinada, cuando tiene un empleo temporal con una agencia de empleo, o cuando tiene algún tipo de contrato en prácticas.  $D^{OJT}$  toma el valor 1 cuando el trabajador afirma haber asistido, en los últimos 12 meses, a actividades de formación y 0 en caso contrario. Los índices de comprensión lectora (*literacy*) y de cálculo numérico (*numeracy*) son medidas imputadas a partir de las respuestas a ejercicios que forman parte de la encuesta. *Literacy* tiene como objetivo medir la capacidad de entender y usar textos (escritos o en formato digital) en diferentes contextos mientras que *numeracy* intenta medir la capacidad para usar, aplicar, interpretar y comunicar información e ideas matemáticas.  
<sup>(a)</sup> Porcentajes sobre población estimados usando como ponderaciones los pesos de la muestra completa.  
<sup>(b)</sup> Usando el método de replicación JK1.  
<sup>(c)</sup> Usando el valor imputado 5.

Los resultados del Cuadro 1.1 son consistentes con la predicción básica del modelo orientativo. Los trabajadores con contrato temporal parecen realizar menos actividades de formación dentro de la empresa que los trabajadores con contrato indefinido. Este resultado es robusto tanto en el *margen extensivo* (es decir, midiendo la formación mediante la variable dicotómica  $D^{OJT}$ ) como en el *margen intensivo* (es decir, midiendo la formación con el número de actividades de formación,  $n^{OJT}$ ). En consonancia con nuestra conjetura previa, los resultados relativos al deseo de alcanzar mayor formación,  $more^{OJT}$ , sugieren que el menor nivel formativo de los trabajadores con contratos temporales no se traduce en una mayor percepción de la necesidad de formarse más. Finalmente, las habilidades tanto lingüísticas como numéricas resultan ser significativamente menores para los trabajadores con contratos temporales.

Sin embargo, la relación negativa observada entre contratación temporal y actividades de formación dentro de la empresa no implica necesariamente causalidad. Es decir, los resultados del Cuadro 1.1 no nos permiten afirmar que los trabajadores con contratos temporales adquieran menos capital humano en la empresa porque su contrato sea temporal. La razón

fundamental de esta limitación en la interpretación de los estadísticos básicos hasta ahora presentados es que tanto el tipo de contrato como las actividades de formación de un trabajador se ven en general afectadas simultáneamente por otras variables que puedan dar lugar a correlaciones espurias entre nuestras variables de interés. Por ejemplo, un trabajador con una fuerte motivación a mejorar su aprendizaje, debido a esta característica, puede influir para que, simultáneamente, su empleador le haga indefinido al tiempo que le permita participar intensamente en actividades formativas. En ese caso, observaríamos una relación positiva entre tener un contrato indefinido y una alta intensidad en actividades de formación. Sin embargo, el intenso proceso de adquisición de capital humano específico sería el resultado de la alta motivación del individuo, y no del tipo de contrato laboral que ostenta.

Por tanto, para evitar este tipo de problemas de interpretación de los resultados de nuestro análisis, resulta esencial controlar por todos aquellos factores que potencialmente puedan afectar de manera simultánea a la variable dependiente (es decir, tanto las variables relacionadas con las actividades de formación así como las variables de competencias) y la variable de tratamiento (en nuestro caso, el tipo de contrato).

En la siguiente sección presentamos las estimaciones de varios modelos econométricos con dos tipos de controles. En primer lugar, utilizamos características básicas del individuo tales como su edad, género, nivel de educación, estado civil, hijos, si es inmigrante y el nivel de educación de sus padres. También controlaremos por el grado de motivación del trabajador, medido éste mediante una variable dicotómica, *motivation*, que toma el valor 1 cuando el individuo revela estar identificado “en gran medida” o “en muy gran medida” con el aprendizaje de nuevas capacidades, con llegar hasta el fondo de las cosas difíciles, con relacionar lo nuevo con lo que ya sabe y con buscar más información cuando no entiende algo. En segundo lugar, en algunas especificaciones adicionalmente controlamos por variables *dummy* de ocupación (medida con la clasificación ISCO08 a dos dígitos) e industria (medida con la clasificación a 1 dígito de la cuarta revisión de ISIC).

## RESULTADOS

En el Cuadro 1.2 se reportan los resultados, expresados en términos de efectos marginales, procedentes de la estimación por máxima verosimilitud de un modelo *probit*. Este modelo se utiliza para explicar la probabilidad de recibir formación dentro de la empresa ( $D^{OT}=1$ ) en función de nuestra variable explicativa de interés, *contrato temporal*, y de otro tipo de controles. En la columna [1] se reportan los resultados en el caso donde dicha variable constituye el único regresor. En la columna [2] se añaden como controles adicionales la antigüedad en el actual puesto de trabajo, la edad y su cuadrado (como aproximaciones a experiencia, dado el nivel educativo alcanzado), el sexo del trabajador (mujer=1) y su nivel educativo (con nivel bajo como categoría de referencia). En la columna [3], se amplía el anterior grupo de controles incluyendo también variables dicotómicas del nivel educativo de los padres, del estado civil, del estatus de inmigrante y, finalmente, el grado de motivación del

individuo. Finalmente, en la columna [4], se incluyen adicionalmente variables *dummies* de sector y ocupación, constituyendo por tanto la especificación más general del modelo *probit* estimado.

Esta ordenación por columnas, desde la especificación más restrictiva a la más general, se repite para el resto de los cuadros incluidos en esta sección lo que simplifica la presentación de los consiguientes resultados en los modelos alternativos que se discutirán a continuación. También es importante observar que el número de observaciones utilizadas en las diversas estimaciones varía ligeramente en cada caso debido a que algunos controles no están disponibles para la totalidad de individuos analizados.

El resultado principal del Cuadro 1.2 es que el coeficiente estimado para la variable *contrato temporal* es negativo y muy significativo en todas las especificaciones, en línea con nuestra principal predicción teórica. Además, las estimaciones sugieren que el efecto marginal es cuantitativamente muy importante. En ausencia de controles, tener un contrato temporal se asocia con una reducción de la probabilidad de recibir formación ocupacional en 16.4 puntos porcentuales (pp.), siendo la probabilidad incondicional para los trabajadores con contratos indefinidos del 43.7%. Al ir progresivamente añadiendo el resto de controles, el efecto marginal estimado se reduce a la mitad, situándose en alrededor de 8-9 pp., un tamaño del efecto objeto de análisis que, como puede observarse a través de las diferentes columnas en dicho cuadro, es muy robusto a la inclusión de controles adicionales. Por tanto, de estos resultados se infiere que el efecto nocivo de la precariedad contractual sobre la formación específica adquirida en el puesto de trabajo es muy relevante. Por ejemplo, el efecto marginal del modelo con todos los controles (reportado en la columna [4]) implica que, para el trabajador con contrato indefinido típico, el cambio a un contrato temporal reduce la probabilidad de recibir formación dentro de la empresa en un 18% ( $=-0.08/.44$ ).

Con respecto al resto de controles, conviene destacar que un mayor nivel educativo aumenta la probabilidad de formarse y también que dicha probabilidad aumenta con la edad hasta alcanzar un umbral de unos 30 años, dada la forma cóncava del polinomio cuadrático que se ha utilizado para esta variable. Además, aunque estadísticamente menos significativo que los efectos anteriores, existe evidencia de que ser mujer reduce dicha probabilidad, si bien este efecto de género desaparece conforme se amplía el número de controles en las columnas [3] y [4]. A este respecto conviene señalar que otra variable no reportada en el Cuadro 1.2 que ha sido utilizada en todas las especificaciones es si el individuo tiene un trabajo a tiempo parcial (siendo la categoría de referencia el trabajo a tiempo completo). Su inclusión no cambiaba ninguno de los resultados anteriores, ni en este cuadro ni en ninguno de los que mostramos a continuación, con la excepción de anular el efecto de ser mujer. Ello probablemente se explique por la elevada presencia de mujeres entre los asalariados que trabajan a tiempo parcial lo que imposibilita la identificación precisa de si la variable explicativa relevante es el sexo o trabajar a tiempo parcial. Finalmente, aunque no reportadas por ahorro de espacio, las variables ser inmigrante y motivación resultaban ser significativas en las columnas [2] y [3], con signos negativo y positivo, respectivamente. Sin embargo, a diferencia de lo que ocurre con la temporalidad, este último efecto desaparece al añadir las variables *dummies* de sector y ocupación.

Cuadro 1.2. Modelo Probit. Efectos Marginales. Variable dependiente:  $D^{OJT}$

	[1]	[2]	[3]	[4]
<b>Contrato temporal</b>	<b>-0.1636***</b>	<b>-0.0923***</b>	<b>-0.0795***</b>	<b>-0.0795***</b>
	<b>(0.0223)</b>	<b>(0.0265)</b>	<b>(0.0284)</b>	<b>(0.0306)</b>
<i>Antigüedad</i>	---	0.0053***	0.0049***	0.0035**
		(0.0014)	(0.0015)	(0.0016)
<i>Edad</i>	---	0.0132*	0.0179**	0.0150*
		(0.0071)	(0.0084)	(0.0088)
$(Edad)^2 / 100$	---	-0.0002**	-0.0002**	-0.0002**
		(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)
<i>Mujer</i>	---	-0.0359*	-0.0376*	-0.0117
		(0.0205)	(0.0219)	(0.0270)
<i>Nivel educativo Medio</i>	---	0.1279***	0.1359***	0.0947***
		(0.0286)	(0.0305)	(0.0329)
<i>Nivel educativo Alto</i>	---	0.2731***	0.2550***	0.1578***
		(0.0227)	(0.0258)	(0.0328)
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>No. obs.</b>	2503	2501	2258	2206
<b>Pseudo R-sq.</b>	0.015	0.065	0.074	0.102
<b>Prob. obs.</b>	0.4371	0.4374	0.4353	0.4424

Nota: Los efectos marginales de las variables dicotómicas se calculan como el cambio de la estimación de la probabilidad ante un cambio de la variable de 0 a 1. La variable *contrato temporal* es una variable dicotómica que toma el valor 0 cuando el individuo tiene un contrato indefinido y el valor 1 cuando tiene un contrato temporal. *Antigüedad* mide los años que el trabajador ha estado en la empresa actual. El *nivel educativo medio* es una variable dicotómica que toma el valor 1 cuando el individuo tiene formación profesional específica de grado medio, el bachillerato, o antiguos bachilleratos superiores y cursos preuniversitarios. El *nivel educativo alto* toma el valor 1 cuando el individuo tiene un nivel educativo superior al medio. Las variables sobre el nivel educativo de los padres son variables dicotómicas para tres niveles de la educación de los padres. *Estado civil* refleja si el individuo está casado, *hijos* refleja si tiene hijos e *inmigrante* refleja si el individuo ha nacido en el país. La variable *motivación* toma el valor 1 cuando el individuo revela estar identificado "en gran medida" o "en muy gran medida" con el aprendizaje de nuevas capacidades, con llegar hasta el fondo de las cosas difíciles, con relacionar lo nuevo con lo que ya sabe y con buscar más información cuando no entiende algo. Las variables de ocupación se obtienen con la clasificación ISCO08 a dos dígitos mientras que las variables de industria se obtienen con la clasificación a 1 dígito de la cuarta revisión de ISIC.

Niveles de significatividad: \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

En el Cuadro 1.3, se reportan los resultados procedentes de estimar los coeficientes de un modelo de datos de conteo basado en la distribución *Binomial Negativa* (tras rechazar la igualdad de media y varianza implicada por el modelo de conteo más restrictivo basado en la distribución de *Poisson*), para captar la naturaleza discreta de la variable dependiente, en este caso el número de actividades de formación a las que el trabajador ha asistido durante los últimos 12 meses,  $n^{OJT}$ . Los resultados respecto a nuestra variable de interés, *contrato temporal*, son similares a los obtenidos en el Cuadro 1.2, en el sentido de que dicha variable presenta sistemáticamente un signo negativo, indicativo de que la temporalidad reduce el número de actividades formativas. Sin embargo, a diferencia de lo que ocurría en el modelo *probit* para  $D^{OJT}$ , los coeficientes estimados de esta variable dejan de ser significativos y se reducen en valor absoluto conforme se amplía la gama de controles utilizados. Ello puede deberse a que el tamaño de la muestra en esta ocasión oscila alrededor de 1000 observaciones, es decir menos de la mitad del tamaño muestral usado en el modelo *probit*, ya que solo hay bastantes menos individuos que reporten información sobre la intensidad de la formación recibida entre aquellos que reportan haber participado en alguna actividad formativa.



Cuadro 1.3. Modelo Binomial Negativa. Variable dependiente:  $n^{OJT}$

	[1]	[2]	[3]	[4]
<b>Contrato temporal</b>	<b>-0.1399**</b>	<b>-0.1266*</b>	<b>-0.0845</b>	<b>-0.0399</b>
	<b>(0.0712)</b>	<b>(0.07714)</b>	<b>(0.0884)</b>	<b>(0.0899)</b>
<i>Antigüedad</i>	---	0.0076*	0.0052	0.0049
		(0.0039)	(0.0041)	(0.0043)
<i>Edad</i>	---	-0.0152	-0.0417*	-0.0109
		(0.0193)	(0.0231)	(0.0236)
$(Edad)^2 / 100$	---	0.0066	0.0401	0.0043
		(0.0239)	(0.0277)	(0.0281)
<i>Mujer</i>	---	-0.0144	-0.0367	-0.1367**
		(0.0543)	(0.0576)	(0.0657)
<i>Nivel educativo Medio</i>	---	0.0574	-0.014	-0.0645
		(0.0846)	(0.0900)	(0.0923)
<i>Nivel educativo Alto</i>	---	0.2234***	0.0954	0.0094
		(0.0688)	(0.0769)	(0.0906)
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>Coefficiente de Dispersion</b>	<b>-0.8518***</b>	<b>-0.8766***</b>	<b>-0.8999***</b>	<b>-1.1637***</b>
	<b>(0.0689)</b>	<b>(0.0695)</b>	<b>(0.0736)</b>	<b>(0.0823)</b>
<b>No. obs.</b>	1092	1092	981	974
<b>Pseudo R-squared</b>	0.001	0.005	0.015	0.056

Nota: La variable  $n^{OJT}$  mide el número de actividades de formación a las que el trabajador ha asistido en los últimos 12 meses. Véase la nota del Cuadro 1.2 para la definición de los controles.  
Niveles de significatividad: \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

Por otra parte, en el Cuadro 1.4, se reportan los resultados de estimar de nuevo un modelo *probit* para explicar esta vez la probabilidad asociada a la variable dicotómica sobre si el individuo percibe la necesidad de un mayor nivel de formación,  $more^{OJT}$ . Aunque el signo del coeficiente de la variable *contrato temporal* es negativo en todos los casos, solo resulta ser estadísticamente significativo en la especificación de la columna [1], es decir, en ausencia de otros controles. De acuerdo con lo discutido en la sección anterior, esta ausencia de efectos podría explicarse porque alguno de los controles adicionales, especialmente el nivel educativo o las *dummies* de sector y ocupación, pudieran estar capturando el posible grado de desajuste existente entre la formación del individuo y los requisitos del puesto de trabajo.

Cuadro 1.4. Modelo Probit. Efectos Marginales. Variable dependiente:  $more^{OJT}$

	[1]	[2]	[3]	[4]
<b>Contrato temporal</b>	<b>-0.0532**</b>	<b>-0.0106</b>	<b>-0.0168</b>	<b>-0.0175</b>
	<b>(0.0225)</b>	<b>(0.0260)</b>	<b>(0.0276)</b>	<b>(0.0295)</b>
<i>Antigüedad</i>	---	0.0016	0.002	0.0011
		(0.0013)	(0.0014)	(0.0015)
<i>Edad</i>	---	0.0210***	0.0201**	0.0215***
		(0.0067)	(0.0080)	(0.0083)
$(Edad)^2 / 100$	---	-0.0003***	-0.0003***	-0.0003***
		(0.0001)	(0.0001)	(0.0001)
<i>Mujer</i>	---	-0.0209	-0.0251	0.0126
		(0.0197)	(0.0210)	(0.0259)
<i>Nivel educativo Medio</i>	---	0.0807***	0.0749**	0.0483
		(0.0282)	(0.0300)	(0.0319)
<i>Nivel educativo Alto</i>	---	0.1588***	0.1492***	0.0685**
		(0.0228)	(0.0257)	(0.0321)
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>No. obs.</b>	2508	2506	2262	2235
<b>Pseudo R-sq.</b>	0.002	0.023	0.025	0.071
<b>Prob. obs.</b>	0.3792	0.3795	0.382	0.3834
<small>Nota: Los efectos marginales de las variables dicotómicas se calculan como el cambio de la estimación de la probabilidad ante un cambio de la variable de 0 a 1. La variable <math>more^{OJT}</math> toma el valor 1 si el trabajador afirma que necesita más formación para realizar bien las tareas de su trabajo y 0 en caso contrario. Véase la nota del Cuadro 1.2 para la definición de los controles. Niveles de significatividad: * p&lt;0.10, ** p&lt;0.05, *** p&lt;0.01</small>				

Un breve resumen de la evidencia presentada hasta ahora nos indica que la variable *contrato temporal* tiene un efecto sistemáticamente negativo sobre las tres variables relacionadas con la acumulación de capital humano específico objeto de análisis. Sin embargo, este efecto solo es robusto a la especificación del modelo y estadísticamente significativo en el caso de que la variable dependiente sea  $D^{OJT}$ , algo lógico por otra parte si se piensa que esta variable tiene un error de medición probablemente muy inferior al de las otras dos.

A la vista de estos resultados, el siguiente paso es contrastar si la disponibilidad o la intensidad de formación ocupacional afecta al rendimiento obtenido por los individuos en las pruebas de capacidades lingüísticas (*literacy*) y numéricas (*numeracy*) de PIAAC. En los Cuadros 1.5 y 1.6 se recogen, respectivamente los resultados derivados de estimar por MCO un modelo de regresión lineal donde las variables de interés ahora pasan a ser las dos medidas de formación ocupacional para las que se ha encontrado mayor efecto en la evidencia empírica presentada anteriormente, esto es  $D^{OJT}$  y, en menor medida,  $n^{OJT}$ . Nótese que en ambos modelos se excluye la variable contrato temporal como regresor para tratar de contrastar si el efecto de esta variable sobre el rendimiento en los tests de PIAAC se produce a través de la formación adquirida en el puesto de trabajo y no directamente.

En el Cuadro 1.5, se presentan los coeficientes estimados en una regresión donde la variable dependiente es *literacy*, mientras que el Cuadro 1.6 recoge los resultados correspondientes a *numeracy*. La diferencia entre las columnas [1] y [2] en ambos cuadros es que en el primer caso se utiliza como regresor  $D^{OJT}$ , mientras que en el segundo caso se usa  $n^{OJT}$ . Los resultados obtenidos indican que ambas variables explicativas tienen un efecto positivo sobre los rendimientos en las pruebas de PIAAC, excepto en la última columna de Cuadro 1.5. Además dicho efecto tiende a ser más fuerte y estadísticamente más significativo en el Cuadro 1.6, cuando se considera la relación existente entre  $D^{OJT}$  y *numeracy*. Por tanto, nuestra evidencia apunta a que la formación dentro de la empresa —y, en menor medida, la intensidad de esta formación— mejora las capacidades/destrezas de los trabajadores objeto de dicha formación. Para contrastar si el efecto proviene de la temporalidad se ha añadido también la variable “*contrato temporal*” a las especificaciones anteriores, conjuntamente con las dos medidas de formación. El resultado que encontramos (no reportado en los cuadros) es que dicha variable de temporalidad nunca es significativa y que los coeficientes estimados de las variables  $D^{OJT}$  y  $n^{OJT}$  apenas experimentan cambios relevantes.

Cuadro 1.5. Mínimos Cuadrados Ordinarios. Variable dependiente: *literacy*

	[1]	[2]	[3]	[4]
$D^{OJT}$	3.5467** (1.5939)	---	2.072 (1.6009)	-0.2566 (1.6095)
$n^{OJT}$	---	0.5380** (0.2557)	---	---
<i>Antigüedad</i>	0.2672** (0.1059)	0.3766** (0.1727)	0.1667 (0.1085)	0.0734 (0.1119)
<i>Edad</i>	2.6996*** (0.5096)	2.6412*** (0.8166)	3.4779*** (0.5709)	3.6443*** (0.5850)
$(Edad)^2 / 100$	-4.2135*** (0.6347)	-4.1243*** (1.0341)	-4.9442*** (0.6886)	-5.1794*** (0.7046)
<i>Mujer</i>	-9.2612*** (1.5476)	-7.8979*** (2.3168)	-7.4145*** (1.5449)	-9.7869*** (1.9085)
<i>Nivel educativo Medio</i>	24.1234*** (2.2114)	24.1112*** (3.6625)	21.7160*** (2.2112)	17.6391*** (2.3179)
<i>Nivel educativo Alto</i>	45.3710*** (1.8098)	45.8212*** (2.8883)	36.8107*** (1.9208)	24.6992*** (2.2671)
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>No. obs.</b>	2807	1162	2536	2475
<b>R-sq.</b>	0.250	0.219	0.295	0.327

Nota: Niveles de significatividad: \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

Cuadro 1.6. Mínimos Cuadrados Ordinarios. Variable dependiente: *numeracy*

	[1]	[2]	[3]	[4]
$D^{OJT}$	7.4523*** (1.6198)	---	5.7716*** (1.6325)	3.7712** (1.6500)
$n^{OJT}$	---	0.3888 (0.2555)	---	---
<i>Antigüedad</i>	0.3878*** (0.1055)	0.3854** (0.1728)	0.2628** (0.1094)	0.1511 (0.1135)
<i>Edad</i>	2.5632*** (0.5295)	3.1910*** (0.8415)	3.1082*** (0.5917)	3.2456*** (0.6103)
$(Edad)^2 / 100$	-4.1618*** (0.6566)	-4.8786*** (1.0565)	-4.6634*** (0.7117)	-4.8173*** (0.7327)
<i>Mujer</i>	-16.9921*** (1.5759)	-14.6935*** (2.3156)	-16.3784*** (1.5976)	-16.4630*** (1.9500)
<i>Nivel educativo Medio</i>	25.9530*** (2.2359)	27.3051*** (3.6899)	23.1693*** (2.2672)	18.6021*** (2.4043)
<i>Nivel educativo Alto</i>	48.1732*** (1.8621)	48.5652*** (3.0138)	39.9913*** (1.9874)	27.4181*** (2.3328)
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>No. obs.</b>	2807	1162	2536	2475
<b>R-sq.</b>	0.288	0.247	0.322	0.35

Nota: Véanse las notas de los Cuadros 1.1 y 1.2 para las definiciones de las variables.  
Niveles de significatividad: \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

Finalmente, en los Cuadros 1.7 (variable dependiente: *literacy*) y 8 (variable dependiente: *numeracy*), se reportan los coeficientes estimados a partir de las formas reducidas de los modelos anteriores con la particularidad de que ahora las dos variables de formación consideradas previamente han sido reemplazadas por la variable *contrato temporal*, a la que se añaden progresivamente el conjunto de controles restantes. La idea de estas formas reducidas es que, si el mecanismo que exploramos es válido, deberíamos esperar un efecto negativo de esta variable sobre el rendimiento de los individuos en los test de PIAAC. En otras palabras, *ceteris paribus*, la temporalidad tiene un efecto negativo sobre dichos rendimientos principalmente a través de la reducción de la formación proporcionada por las empresas a los trabajadores y no tanto por otras vías. Los resultados indican un cierto grado de apoyo a esta hipótesis pues el coeficiente de la variable “*contrato temporal*” es siempre negativo, aunque solo resulta ser estadísticamente significativo en el caso de *numeracy* (con la excepción de la columna [4]).

Cuadro 1.7. Mínimos Cuadrados Ordinarios (Forma Reducida). Variable dependiente: *literacy*

	[1]	[2]	[3]	[4]
<b>Contrato temporal</b>	<b>-6.5503***</b>	<b>-3.0915</b>	<b>-1.9321</b>	<b>-2.0831</b>
	<b>(2.2086)</b>	<b>(2.1914)</b>	<b>(2.1618)</b>	<b>(2.2537)</b>
<i>Antigüedad</i>	---	0.2758**	0.1982*	0.0748
		(0.1174)	(0.1204)	(0.1236)
<i>Edad</i>	---	3.2708***	3.6018***	3.5278***
		(0.5666)	(0.6226)	(0.6257)
$(Edad)^2 / 100$	---	-0.0479***	-0.0511***	-0.0505***
		(0.0070)	(0.0075)	(0.0075)
<i>Mujer</i>	---	-8.3752***	-7.2715***	-9.6194***
		(1.6260)	(1.6280)	(1.9786)
<i>Nivel educativo Medio</i>	---	22.3422***	21.6332***	17.4162***
		(2.3669)	(2.3380)	(2.4210)
<i>Nivel educativo Alto</i>	---	42.0032***	37.3696***	24.7004***
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>No. obs.</b>	2513	2447	2266	2244
<b>R-sq.</b>	0.003	0.262	0.291	0.321
Nota: Véanse las notas de los Cuadros 1.1 y 1.2 para las definiciones de las variables. Niveles de significatividad: * p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01				

Cuadro 1.8. Mínimos Cuadrados Ordinarios (Forma Reducida). Variable dependiente: *numeracy*

	[1]	[2]	[3]	[4]
<b>Contrato temporal</b>	<b>-12.5522***</b>	<b>-4.5196**</b>	<b>-3.668*</b>	<b>-1.2884</b>
	<b>(2.2851)</b>	<b>(2.2124)</b>	<b>(2.2375)</b>	<b>(2.3210)</b>
<i>Antigüedad</i>	---	0.3751***	0.2631**	0.1115
		(0.1190)	(0.1217)	(0.1253)
<i>Edad</i>	---	3.2379***	3.4562***	3.4258***
		(0.5779)	(0.6392)	(0.6438)
$(Edad)^2 / 100$	---	-0.0486***	-0.0509***	-0.0503***
		(0.0071)	(0.0077)	(0.0077)
<i>Mujer</i>	---	-15.8232***	-15.6563***	-15.7823***
		(1.6537)	(1.6757)	(2.0082)
<i>Nivel educativo Medio</i>	---	23.6664***	22.8811***	18.3916***
		(2.3976)	(2.3863)	(2.4894)
<i>Nivel educativo Alto</i>	---	44.2566***	40.2667***	27.2830***
		(2.0353)	(2.0713)	(2.3874)
<i>Nivel educativo padres</i>	No	No	Si	Si
<i>Estado civil, hijos</i>	No	No	Si	Si
<i>Inmigrante</i>	No	No	Si	Si
<i>Motivación</i>	No	No	Si	Si
<i>Dummies por Sector y Ocupación</i>	No	No	No	Si
<b>No. obs.</b>	2513	2447	2266	2244
<b>R-sq.</b>	0.012	0.289	0.313	0.345

Nota: Véanse las notas de los Cuadros 1.1 y 1.2 para las definiciones de las variables.  
Niveles de significatividad: \* p<0.10, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

En resumen, los resultados presentados en esta sección son, en términos generales, consistentes con la predicción básica del modelo orientativo. Los trabajadores con contrato temporal tienen una probabilidad significativamente menor de realizar actividades de formación dentro de la empresa que los trabajadores con contrato indefinido, incluso tras controlar por un elevado número de características tanto del trabajador como de la empresa. Por el contrario, los trabajadores con contratos temporales no parecen tener una percepción muy diferente que los trabajadores con contratos indefinidos sobre el nivel de ajuste de su preparación respecto a las tareas que están realizando. Finalmente, las habilidades tanto lingüísticas como numéricas son significativamente menores para los trabajadores que no reciben ningún tipo de formación. Es más, dentro de los que reciben formación, las habilidades son menores para los que reciben menos actividades de formación.

## CONCLUSIONES

Empezamos este trabajo observando que la economía española se ha caracterizado en las dos últimas décadas por su extrema dualidad en el mercado laboral y por el bajo crecimiento de la

PTF. Partiendo de esta consideración, nuestro objetivo es analizar cómo la brecha existente en la LPE entre contratos indefinidos y temporales puede haber afectado a un determinante muy relevante de la PTF, como es la formación que los trabajadores reciben por parte de las empresas.

Para ello, en primer lugar, ilustramos mediante un sencillo modelo teórico el mecanismo que relaciona la dualidad en el mercado laboral con la deficiencia en la formación de los trabajadores temporales. En un contexto de rigidez salarial donde la brecha entre la LPE de trabajadores indefinidos y temporales es elevada, las empresas se muestran poco propensas a convertir los contratos precarios en estables. En estas circunstancias, las empresas tienen escasos incentivos a invertir en mejorar la formación de sus trabajadores temporales, al tiempo que éstos últimos tampoco disponen de los incentivos necesarios para incrementar su rendimiento vía la mejora de sus capacidades productivas.

La base de datos transversal para España obtenida dentro del *Programme for the International Assessment of Adult Competencies* (PIAAC) nos permite explorar cómo la contratación temporal puede haber afectado a la propensión de las empresas a proporcionar formación específica a sus trabajadores y cómo este tipo de formación afecta a las capacidades de estos últimos. Concretamente, la disponibilidad en la PIAAC de varias medidas de formación dentro de la empresa así como de las habilidades lingüísticas y numéricas de los trabajadores permite contrastar, en primer lugar, la relación directa entre el tipo de contrato del trabajador y la formación que recibe en la empresa y, en segundo lugar, si este tipo de formación afecta a las habilidades tanto lingüísticas como numéricas de los trabajadores.

Presentamos resultados econométricos para dos medidas de actividades de formación, una medida de percepción de necesidad de mayor formación, y dos medidas de habilidades cognitivas. Dentro de cada modelo econométrico reportamos los resultados utilizando diferentes especificaciones de variables de control. En nuestra especificación más extensa, se incluyen (además del indicador de contrato temporal) variables proxy del capital humano del trabajador, de su habilidad y motivación, así como efectos fijos de sector y ocupación.

La evidencia empírica presentada no contradice y, en general, apoya la hipótesis básica sobre la relación negativa entre precariedad laboral y formación dentro de la empresa así como la relación positiva entre las actividades de formación y las capacidades cognitivas de los trabajadores. En la medida en que una mejora en los niveles educativos de la población española es condición *sine qua non* para aumentar el bienestar en el futuro a través de ganancias de competitividad basadas en el avance tecnológico en sectores con mayor valor añadido que los que han sido preponderantes en el pasado, solucionar definitivamente la excesiva segmentación del mercado laboral parece una medida imprescindible.



## REFERENCIAS

- Alba-Ramirez, A. (1994): "Formal Training, Temporary Contracts, Productivity and Wages in Spain," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 56(2), 151--170.
- Alonso-Borrego, C. (2010), "Firm Behaviour, Market Deregulation and Productivity in Spain ", Banco de España, Documento de Trabajo 1035.
- Amuedo-Dorantes, C. (2001): "From "temp-to-perm": Promoting Permanent Employment in Spain," *International Journal of Manpower*, 22(7), 625--647.
- Bassanini, A., L. Nunziata, and D. Venn (2008): "Job Protection Legislation and Productivity Growth in OECD Countries," IZA Discussion Paper, No. 3555.
- Bentolila, S., Dolado, J. and J. F. Jimeno (2008): Two-tier Employment Protection Reforms: The Spanish Experience" *CES-Ifo-DICE, Journal for International Comparisons* (2008), 6, 49-56
- Bentolila, S., P. Cahuc, J. Dolado, and T. Le Barbanchon (2012): "Two-Tier Labour Markets in a Deep Recession: France vs. Spain," *The Economic Journal*, 122, 155-187.
- De la Rica, S., J. Dolado, and V. Llorens (2008): "Ceilings or Floors? Gender Wage Gaps by Education in Spain," *Journal of Population Economics*, 21, 751--776.
- Dolado, J., C. Garcia-Serrano, and J. F. Jimeno (2002): Drawing Lessons From The Boom Of Temporary Jobs In Spain," *The Economic Journal*, 112(721), 270--295.
- Dolado, J., Ortigueira, S. and R. Stucchi (2013): "Does Dual Employment Protection affect TFP? Evidence from Spanish Manufacturing Firms", mimeo, Universidad Carlos III de Madrid.
- Escribá, J. and M.J. Murgui (2009): "Regional Aspects of the Productivity Slowdown: An Analysis of Spanish Sectorial Data from 1980 to 2003", SGPC WP. 2009-03.
- Garda, P. (2013): "Wage Losses after Displacement in Spain: The Role of Specific Human Capital," mimeo, Universitat Pompeu Fabra.
- González, X. and D. Miles (2012): "Labor Market Rigidities and Economic Efficiency: Evidence from Spain," *Labour Economics*, 20 (6), 833-45.
- Güell, M. and B. Petrongolo (2007): "How Binding are Legal Limits? Transitions from Temporary to Permanent Work in Spain," *Labour Economics*, 14, 153--183.
- Sanchez, R., and L. Toharia (2000): "Temporary Workers and Productivity: The Case of Spain," *Applied Economics*, 32, 583--591.

## APÉNDICE

### (Integración por partes)

Sea  $R = w_p - F$

$$\begin{aligned}
 W_p(\varepsilon, \zeta) &= \zeta + \left[ \int_{\bar{\zeta}(1-\varepsilon)}^{\bar{\zeta}} \max(\zeta - w_p, -F) dG_\zeta(\varepsilon) \right] = \\
 &= \zeta + \left[ \int_{\bar{\zeta}(1-\varepsilon)}^{\bar{\zeta}} \max(\zeta - w_p + F, 0) dG_\zeta(\varepsilon) - F \int_{\bar{\zeta}(1-\varepsilon)}^{\bar{\zeta}} dG_\zeta(\varepsilon) \right] \\
 &= \zeta + \left[ \int_{\bar{\zeta}(1-\varepsilon)}^{\bar{\zeta}} \max(\zeta - w_p + F, 0) dG_\zeta(\varepsilon) - F \right] \\
 &= \zeta + \left[ \int_R^{\bar{\zeta}} (\zeta - w_p) dG_\zeta(\varepsilon) + F \int_R^{\bar{\zeta}} dG_\zeta(\varepsilon) - F \right] \\
 &= \zeta + \left[ \int_R^{\bar{\zeta}} (\zeta - w_p) dG_\zeta(\varepsilon) - FG_\zeta(R) \right]
 \end{aligned}$$

Y usando integración por partes en  $\int_R^{\bar{\zeta}} (\zeta - w_p) dG_\zeta(\varepsilon)$

$$\begin{aligned}
 &= \zeta + \left[ (\bar{\zeta} - w_p) - (R - w_p)G_\zeta(R) \right] - \int_R^{\bar{\zeta}} G_\zeta(\varepsilon) d\zeta - FG_\zeta(R) = \\
 &= \zeta + (\bar{\zeta} - w_p) - \int_R^{\bar{\zeta}} G_\zeta(\varepsilon) d\zeta
 \end{aligned}$$

donde la última igualdad se sigue de que  $(R - w_p)G_\zeta(R) = -FG_\zeta(R)$ .

# **2. Estimando la influencia de la escolarización en las competencias PIAAC**

*Julio Carabaña*

Universidad Complutense de Madrid

## 2. ESTIMANDO LA INFLUENCIA DE LA ESCOLARIZACIÓN EN LAS COMPETENCIAS PIAAC

Carabaña, Julio

Universidad Complutense de Madrid

### INTRODUCCIÓN

Los estudios sobre alfabetismo (*literacy*) se iniciaron en Estados Unidos más o menos al mismo tiempo que las evaluaciones escolares, valiéndose del mismo tipo de pruebas producidas por el *Education and Testing Service* (ETS, Sticht y Armstrong, 1994). Originalmente, las pruebas pretendían medir lo que se aprendía en las escuelas. Pronto, sin embargo, el concepto de “*literacy*” se amplió de modo que, además de su sentido estricto (saber leer y escribir), incluyera el uso de la información en la vida cotidiana (alfabetismo funcional). Así, todos los estudios realizados desde los años 80 toman como base la definición del *Young Adult Literacy Survey* llevado a cabo en Estados Unidos en 1986: “*Using printed and written information to function in society, to achieve one’s goals, and to develop one’s knowledge and potential*”.

Como subrayan los presentadores del *National Adult Literacy Survey* de 1993, esta definición “va mucho más allá de la simple decodificación y comprensión para incluir una amplia gama de destrezas que los adultos utilizan al realizar muchos tipos diferentes de tareas en el contexto del trabajo, el hogar y la comunidad” (Lynn y Baldi, 1993). Esto implica el reconocimiento de que, a diferencia de la alfabetización en sentido estricto, que es tarea propia si no única de la escuela, estas destrezas se aprenden en los mismos contextos en los que se ejercen, además de en la escuela. Así lo viene señalando la OECD, por ejemplo en los sucesivos informes PISA (*Programme for International Student Assessment*):

“Literacy is no longer considered an ability acquired only in childhood during the early years of schooling. Instead it is viewed as an expanding set of knowledge, skills and strategies that individuals build on throughout life in various contexts, through interaction with their peers and the wider community” (OECD, 2010:25).

La OECD no retrocede ante la inmediata consecuencia de que las escuelas no deben ser evaluadas por este “alfabetismo” en sentido amplio que se extiende mucho más allá de sus funciones. Como ya se escribía en el primer informe PISA:

“If a country’s scale scores in reading, scientific or mathematical literacy are significantly higher than those in another country, it cannot automatically be inferred that the schools or particular parts of the education system in the first country are more effective than those in the second” (OECD, 2003:249).

Estos puntos de vista se ven confirmados en los mismos informes PISA, que han encontrado muy pocas variables que influyan en los resultados de las pruebas a nivel de centro y de sistema escolar.

Ahora bien, no solo la “literacia” (*sic venia verbo*) depende en medida incierta de la escuela, sino que la escuela depende también de la literacia. El problema es poco relevante en PISA, cuyos alumnos apenas difieren en años de escuela. Más aún, puestos a señalar la importancia de las competencias medidas en PISA, los promotores del proyecto insisten, con toda razón, en su influencia sobre las trayectorias escolares posteriores, tal como ha sido comprobado en el seguimiento de los alumnos realizado en Canadá (Gluzinsky y Bayard, 2010; Shipley y Gluzinsky, 2012; Hansen y Liu, 2013). Por su parte, los informes resultantes de los estudios internacionales de literacia (v.gr. OCDE y Statistics Canada, 2000) subrayan su dependencia de la escuela, sin parar mientes en la relación inversa.

Parece importante, pues, plantear la cuestión de cuánto depende realmente la “literacy” de las personas de los años que han pasado en la escuela. La extensión del concepto de alfabetismo que acabamos de ver sugiere que los primeros años de escuela son los más importantes, y que los siguientes tienen rendimientos decrecientes y se vuelven pronto irrelevantes. Esta hipótesis parece particularmente apropiada para la comprensión lectora. Tras unos pocos años de escuela la mayor parte de los alumnos son capaces de decodificar textos escritos y de codificar el lenguaje oral, y tras algunos más han tenido ocasión de practicar estas habilidades en todo tipo de textos, tanto en la escuela como fuera de ella. No parece mucho lo que pueda aumentar esta competencia lectora el seguir o no más años en la escuela, cuenta habida de que leer es una actividad inscrita en la mayor parte de los contextos e interacciones sociales del mundo moderno. Aunque quizás con menos fuerza, este argumento puede aplicarse a la mayor parte de las actividades que puntúan en la prueba PIAAC de matemáticas (*numeracy*).

He encontrado cierto apoyo para esta hipótesis en la literatura. Mucha investigación sobre pruebas de inteligencia da resultados congruentes con ella. Por ejemplo, Cahan and Cohen, 1989, encuentran que quinto de primaria influye más que décimo año de vida en Israel; y en ese sentido puede también interpretarse la revisión de Ceci, 1991. Pero también hay investigación que encuentra influencia de la escuela sobre el Coeficiente Intelectual (CI) en la adolescencia. En Estados Unidos, el análisis de los datos NLSY ha producido estimaciones positivas, pero muy bajas (Hernnstein and Murray, 1995), y también tan altas como 0.3 DT (Winship and Koremnan, 1997; Hansen, Heckman and Mullen, 2004; Cascio and Lewis, 2006). En Noruega, Brinch and Galloway (2012) encontraron que una reforma comprensiva introducida durante los sesenta aumentó la duración media de la escolaridad en 0.16 años, y el

CI en 0.60 puntos (es decir, 3.7 puntos por cada año adicional de escuela, o casi 0.25 DT). Concluyeron que la escuela eleva el CI en la adolescencia.

La influencia de los años de escuela en las pruebas de CI puede considerarse como el límite inferior de esta misma influencia en las pruebas de competencias como las de PISA y PIAAC (*achievement tests*), dado que estas dependen más de contenidos culturales que aquellas, incluso que las que miden CI “cristalizado”. El recurso al CI está justificado por la cercanía entre lo que miden unas y otras pruebas, como hace ya mucho tiempo notó Jencks (Jencks, 1972) y continuamente reiteran otros (Godfredson, 2003). No he logrado encontrar muchos estudios hechos directamente con pruebas de literacy. Del de Reder (1998) con datos del NALS solo tengo referencias. El mismo Reder (2012), siguiendo diez años a una muestra de adultos, ha encontrado ligeras mejoras entre los que seguían programas de literacy, pero también en los que no. Walsh (2012) encuentra efectos parabólicos en las pruebas NAEP: un año de kinder produce 1/3 de dt, terminar 4º de primaria produce 1.5 DT, terminar octavo en cambio solo 0.5 DT, pero las cifras parecen excesivas. Grenier y otros (2008) analizan una encuesta de *Statistics Canada* diseñada para encontrar las razones de la baja *literacy*. Su conclusión es que las diferencias en vocabulario y capacidad de decodificación explican las diferencias entre el nivel más bajo y los demás, pero no las diferencias entre los niveles medios y altos, que atribuyen a diferencias en las estrategias de lectura. Mi propio análisis de los datos PISA llega a la conclusión de que el décimo año de escuela no tiene influencia en la puntuación de Ciencias a los quince años (Carabaña, 2008:82).

A continuación se muestra un intento de contrastar esta hipótesis de los efectos decrecientes de los años de escuela sobre las competencias que miden las pruebas tipo “*achievement*”, que en adelante nos resignaremos a llamar “literacia”. El resultado principal a que llegaremos es que la eficacia de la escuela es muy pequeña o nula tras la Enseñanza Básica, de modo que no puede esperarse de nuestros Institutos de Enseñanza Secundaria y de nuestras Universidades que eleven mucho la literacia de la población. La exposición sigue con los aspectos metodológicos, continúa con los resultados y termina con algunas consideraciones sobre todo ello, antes de intentar algunas conclusiones.

## DATOS, MÉTODOS, VARIABLES

### Datos

Usamos los datos PIAAC para España, 2012. Limitamos el estudio a las personas que PIAAC define como “nativos”, dejando fuera a los inmigrantes, lo que deja una muestra de unas 5150 personas, según los casos perdidos en cada variable.

### Métodos

Es bien sabido que las personas con más años de escuela tienen puntuaciones más altas en todo tipo de pruebas de capacidad cognitiva, y las que se usan en los estudios de literacia de

adultos no son una excepción<sup>1</sup>. Una parte de esta correlación se debe a que la continuación en la escuela tras la enseñanza obligatoria depende de la capacidad académica de los alumnos, en general porque los alumnos eligen considerando sus capacidades, y en particular por procesos de selección explícitos de ciertas escuelas. En una ecuación del tipo:

$$LP_i = a + bE_i + e \quad (1),$$

donde LP representa la puntuación Literacy PIAAC; E son años de escuela y e un residuo, el coeficiente b refleja tanto la selección como los efectos reales de la escuela.

Para separar selección de efectos pueden usarse diseños experimentales. Dada su dificultad, no resulta desdeñable la búsqueda de situaciones reales en las cuales ambos se encuentren separados, constituyendo experimentos o cuasi experimentos naturales. En todo caso, son necesarias dos medidas de las competencias, una antes y otra después del factor, selección o escolarización, que la situación permite estimar. En el caso del efecto de la escuela, tendríamos:

$$LP_{it+1} = LP_{it} + bE_i + e, \quad (2)$$

Donde los subíndices t se refieren al tiempo.

Aunque PIAAC es un estudio sincrónico y solo ofrece una medida de las competencias, sus datos ofrecen posibilidades de atribuir valores a LP antes y después de ambos tipos de “tratamiento”, la selección y la escolarización.

La primera posibilidad se basa en la consideración de grupos o categorías cuyas diferencias en años de escuela no tienen la LP como origen, sino solo como consecuencia (a diferencia de lo que ocurre con los individuos). Es decir,

$$LP_m = a + bE_m, \quad (3)$$

donde el subíndice m indica la media de grupos cuya escolarización no depende de sus capacidades. En esta estrategia, se toma como LP “ante” la del grupo o categoría con menos escuela. Como veremos luego, mejor que el sexo y el territorio ha servido aquí la cohorte de nacimiento. La fecha de nacimiento es aleatoria. Si una generación va más a la escuela que la anterior, o que la siguiente, es mucho más probable que ello se deba a cualquier tipo de causas exógenas que a diferencias en LP desarrolladas por cada generación antes de ir a la escuela.

Las variaciones intercohorte en LP asociadas a los años de escuela pueden en realidad deberse a otras causas, por ejemplo, a su calidad. Es posible tratar de identificar los efectos de las principales reformas educativas, separando sus efectos generales de sus efectos a través de los años de escuela. La comparación entre cohortes de nacimiento permite estimar el efecto de

---

<sup>1</sup> En el estudio IALS se obtienen correlaciones que oscilan en los países europeos entre 0.58 en Irlanda y 0.47 en Holanda. En Chile es mayor, 0.68. Cf. Desjardins, 2003

los años de escuela en general, sin distinguir los niveles. Comparando por niveles de estudio se puede además distinguir el efecto específico de los años de escuela de cada nivel.

La segunda posibilidad se basa en el hecho de que tras la enseñanza obligatoria los alumnos eligen distintas trayectorias académicas. Ello sugiere atribuir a la selección las diferencias en LP al inicio de cada nivel. Aunque solo nos da una puntuación, PIAAC permite dos modos de controlar la LP antes de comenzar cada nivel. Una es simplemente estimar (1) para cada nivel. La constante  $a$  indicaría la LP de entrada y el coeficiente  $b$  el efecto de cada año de de escuela. Un sesgo evidente de esta aproximación es que toma como nivel de entrada el de los que primero abandonan, lo que probablemente lo infraestima. Además, dentro de cada nivel se sigue confundiendo la selección con los efectos reales. Una posible corrección de estos sesgos vendría de suponer que los alumnos que terminan iniciaron los estudios con mayor LP que los que abandonan, y estimar el efecto de los años de escuela controlando esta variable. Es decir, para cada nivel,

$$LP_{in}=a+ b_1E_n+b_2T_n+e, (4)$$

Que resulta igualmente de sustituir en (2)  $LP_t$  por  $a$ , y donde  $T$  significa terminar el nivel.

Una aproximación mejor al valor de la LP “ante” es tomar la de las generaciones que están comenzando cada nivel en el momento del estudio PIAAC. En efecto, entre quienes están comenzando la escolaridad post-obligatoria, lo que PIAAC mide es la LP inicial, no la final. Los entrevistados de 16 y 17 años están terminando la escuela obligatoria, tras lo que dejan la escuela o comienzan diversos tipos de postobligatoria. Sus puntuaciones PIAAC son buenas estimaciones de la LP de los que acaban de entrar en cada nivel, y por lo tanto del efecto de la selección. Los efectos de la escuela se pueden estimar comparando la LP de los que siguen en la escuela con la de aquellos que han abandonado. En la medida en que los años de escuela adicionales determinan la LP, las puntuaciones de los estudiantes deberían crecer más que las de los no estudiantes. Es verdad que el crecimiento no refleja un efecto incondicionado de la escuela, sino condicionado a la LP de los estudiantes. No podemos asegurar que los efectos hubieran sido los mismos de continuar en la escuela los que abandonaron, de menor LP. Lo que se estima, por tanto, es un límite superior o máximo de los años de escuela.

La diferencia entre los que siguen y no siguen es el efecto de la selección global. Se pueden separar los alumnos que siguen dependiendo del tipo de estudios que elijan en cada bifurcación, atribuyendo en cada nivel las diferencias con la cohorte que comienza a los años de escuela. La dificultad de este procedimiento es que, no siendo PIAAC un estudio longitudinal, tenemos que suponer efectos nulos de la cohorte y el período a la edad en que se deja la escuela; en concreto, hay que suponer que las puntuaciones LP y la distribución de los alumnos son las mismas para las distintas generaciones a los 16 años. Felizmente, los estudios PISA y las estadísticas de la Enseñanza casi nos aseguran que eso ha sido así en los últimos diez años, es decir, entre los entrevistados 17 y 26 años.

## Variables

Transformamos algunas variables con el fin de adaptarlas a estos métodos.



Agrupamos la fecha de nacimiento en cohortes quinquenales numeradas desde principios del siglo XX. La primera cohorte entrevistada por el estudio PIAAC es la 10 (1946-50) y la última la 19 (1991-95). Esta agrupación en cohortes quinquenales conserva casi todos los efectos de la edad y permite tratar grupos homogéneos en términos de la ordenación académica bajo la que se escolarizaron (las cohortes 10 y 11 antes de las Leyes de 1964 y 1965 que ampliaron la escolaridad de los doce a los catorce años; las cohortes 13 a 16 con la Ley General de Educación de 1970; la cohorte 17 en la transición entre la Ley General de Educación y la LOGSE de 1991, y las cohortes 18 y 19 enteramente con la LOGSE).

Los estudios iniciados y terminados son muy importantes para nuestro propósito. PIAAC informa sobre el nivel de estudios más alto terminado e iniciado. Los niveles de estudios vienen precodificados en once categorías. La codificación tiene varios defectos. Uno es el habitual de no distinguir entre estudios de distintas épocas oficialmente declarados como equivalentes, lo que borra de la historia el antiguo Bachillerato Elemental. Otro es no diferenciar entre los que terminaron la Enseñanza Básica con título de los que no. Otro que la Formación Profesional que sucede a la Enseñanza Básica (sucesivamente Oficialía Industrial, PFI y CFGM) vaya junta con el Bachillerato (no se llega, sin embargo, a confundir las antiguas Licenciaturas con los actuales Grados)<sup>2</sup>. Tras un estudio detallado de la información proporcionada por PIAAC hemos construido dos variables principales, ESTUF (estudios más altos terminados) y ESTUE, o estudios más altos empezados.

Los años de escuela son la variable crucial. Por desgracia, la información que proporciona PIAAC solo permite construirla con muchos problemas. PIAAC atribuye años a los estudios terminados ("*yrsqual*"), pero esto no es evidentemente una buena estimación de los años de escuela reales. También pregunta la edad al dejar los estudios más altos terminados y comenzados, pero no la edad de comienzo. Restando 6 a esta edad se obtiene una buena aproximación a los años de estudios en las cohortes más jóvenes, pero como al aumentar la edad son más los que dejan la escuela a edades altas, se pierde en precisión. Se ha intentado paliar este problema poniendo un tope a los años de escuela para cada nivel de estudios y dejando fuera de algunas estimaciones a los que superan este tope (estudios tardíos).

La variable dependiente será siempre el primer valor plausible de Lectura. Nos referiremos a él con las siglas LP, iniciales de Literacy PIAAC.

Las Tablas 1.1 y 1.2 reproducen la evolución de los estudios iniciados y terminados por cohortes quinquenales de nacimiento. La Tabla 2.3 la evolución de los años de escuela y de la LP.

---

<sup>2</sup> Parece que en parte esto se debe a cierta confusión entre la identificación de los estudios y su clasificación en las categorías ISCED, que a su vez proviene de que no se respeta la regla de codificación singular de las especies.

Tabla 2.1. Estudios terminados por cohorte quinquenal de nacimiento

COHNA5	ESTUDIOS TERMINADOS									Total
	<PRIMAR	PRIMARIOS	EGB	FPI	BUF	FPII	DIPLOMA	LICENCIA	DOCTOR	
10-46A50	13,94%	39,90%	18,03%	1,68%	12,98%	3,37%	5,53%	4,09%	0,48%	100,00%
11-51A55	10,34%	27,79%	25,96%	1,22%	14,20%	4,26%	9,33%	6,49%	0,41%	100,00%
12-56A60	5,08%	20,69%	28,86%	1,81%	17,60%	7,08%	9,98%	7,44%	1,45%	100,00%
13-61A65	3,55%	20,92%	26,60%	2,13%	16,31%	8,16%	7,80%	13,83%	0,71%	100,00%
14-66A70	1,95%	15,61%	28,29%	3,41%	14,15%	11,87%	11,38%	13,01%	0,33%	100,00%
15-71A75	1,47%	15,88%	20,62%	2,29%	14,57%	14,08%	13,09%	17,02%	0,98%	100,00%
16-76A80	1,14%	10,65%	21,48%	3,04%	15,97%	13,88%	14,07%	19,01%	0,76%	100,00%
17-81A85	1,36%	8,39%	27,44%	2,95%	18,82%	10,66%	15,65%	14,51%	0,23%	100,00%
18-86A90	0,88%	8,97%	28,45%	2,84%	31,95%	6,78%	12,25%	7,66%	0,22%	100,00%
Total	4,15%	18,44%	25,16%	2,40%	17,16%	9,20%	11,06%	11,79%	0,64%	100,00%

Tabla 2.2. Estudios iniciados por cohorte quinquenal de nacimiento

COHNA5	ESTUDIOS INICIADOS									Total
	<PRIMAR	PRIMARIOS	EGB	FPI	BUF	FPII	DIPLOMA	LICENCIA	DOCTOR	
C10/46-50	12,50%	38,46%	18,27%	1,92%	11,06%	3,61%	8,17%	5,05%	0,96%	100,00%
C11/51-55	9,53%	25,96%	24,75%	1,22%	12,17%	6,09%	9,74%	10,14%	0,41%	100,00%
C12/56-60	4,36%	19,42%	24,68%	1,81%	18,69%	7,08%	11,07%	11,07%	1,81%	100,00%
C13/61-65	3,19%	16,49%	21,10%	2,48%	20,74%	9,75%	8,69%	16,67%	0,89%	100,00%
C14/66-70	1,63%	11,87%	21,95%	3,09%	17,24%	14,15%	13,33%	15,77%	0,98%	100,00%
C15/71-75	0,98%	11,62%	15,88%	2,29%	18,33%	14,08%	15,06%	20,13%	1,64%	100,00%
C16/76-80	0,95%	7,03%	17,11%	2,47%	18,06%	14,83%	14,07%	23,57%	1,90%	100,00%
C17/81-85	0,91%	2,95%	23,36%	3,40%	20,18%	11,11%	14,97%	21,32%	1,81%	100,00%
C18/86-90	0,44%	2,84%	20,35%	3,28%	20,57%	11,82%	20,13%	19,91%	0,66%	100,00%
C19/91-95		1,02%	26,48%	1,02%	41,96%	8,76%	17,92%	2,85%		100,00%
Total	3,25%	13,55%	21,32%	2,30%	19,90%	10,38%	13,28%	14,89%	1,12%	100,00%

Tabla 2.3. Estadísticos descriptivos, ESCUELE y lectura PIAAC

COHNA5		ESCUELE	LECTURA PIAAC
C10/46-50	Media	9,24	218,76
	N	414	416
	Desv. típ.	4,516	49,920
C11/51-55	Media	10,37	228,57
	N	491	493,000
	Desv. típ.	4,875	48,486
C12/56-60	Media	11,57	241,16
	N	552	553
	Desv. típ.	4,633	48,934
C13/61-65	Media	12	253
	N	563	565
	Desv. típ.	4,885	47,665
C14/66-70	Media	12,71	257,87
	N	615	615
	Desv. típ.	4,450	46,198
C15/71-75	Media	13,70	266,80
	N	609	611
	Desv. típ.	4,655	45,655
C16/76-80	Media	14,37	268,19
	N	525	526
	Desv. típ.	4,341	42,240
C17/81-85	Media	14,40	267,29
	N	441	441
	Desv. típ.	4,063	42,150
C18/86-90	Media	13,86	266,97
	N	457	458
	Desv. típ.	2,977	46,163
C19/91-95	Media	11,53	260,02
	N	491	491
	Desv. típ.	1,708	40,704
Total	Media	12,44	253,50
	N	5158	5169
	Desv. típ.	4,535	48,575

Fuente: datos PIAAC

## RESULTADOS

La Tabla 2.4 muestra el resultado de estimar la influencia de la escuela sobre la LP sin separar entre efectos reales y de selección. No controlando otras variables, el nivel más alto terminado (transformado en años, variable “yrsqual” de la base de datos) aparece asociado a 7.6 puntos adicionales en la escala PIAAC de lectura, aproximadamente 0.16 DT, siendo 0.56 la correlación entre ambas variables. Aunque la correlación es la misma, el coeficiente de los años reales (variable ESCUELE) es bastante menor, cercano a 6 puntos, 0.12 DT. Juntas ambas variables, se median mutuamente los coeficientes sin aumentar en más de dos puntos la bondad de ajuste (téngase en cuenta que la correlación entre ellas es de 0.86). Aún siendo totalmente brutas, estas estimaciones están ya por debajo de muchas de las encontradas en la literatura. La

correlación, en cambio, está en la gama alta de las encontradas en los países europeos participantes en el IALS (Desjardins, 2012).

Tabla 2.4 Influencia de la escuela sobre lectura PIAAC, sin controles

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	168,214	1,838		91,533	0,000
	ESCUELA IMPUTADA	7,605	0,156	0,561	48,743	0,000

a. Variable dependiente: LECTURA PIAAC

**B. AÑOS DE ESCUELA CALCULADOS PARA EL NIVEL MÁS ALTO INICIADO**

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	179,415	1,636		109,699	0,000
	ESCUELE	5,961	0,124	0,558	48,259	0,000

### La evolución secular

La edad no es la única variable para formar grupos cuyas desigualdades en LP dependan solo de sus años de escuela. Podría considerarse también el sexo. Hombres y mujeres están sometidos a las mismas condiciones de escolarización, y, aunque hay diferencias en el ritmo de adquisición de competencias, estas no son grandes y favorecen a veces a los hombres (*numeracy*) y a veces a las mujeres (*literacy*). Pero la variable no sirve porque las diferencias en escolarización por sexo dejaron de existir más o menos en la cohorte 10, justo donde la muestra PIAAC comienza.

El territorio parece también buen candidato. Pero tampoco hay suficientes diferencias en escolarización por territorios. Dividiendo España en Norte (Aragón, Asturias, Cantabria, Castilla-León, Cataluña, Galicia, Madrid, Navarra, Rioja y País Vasco) y Sur (Andalucía, Baleares, Canarias, Castilla la Mancha, Extremadura, Murcia, Valencia, Ceuta y Melilla), resulta que el Norte supera ligeramente al Sur en tiempo de escuela y en LP en las cohortes más viejas; pero de la cohorte 16 hacia ahora las diferencias desaparecen, al contrario de lo que ocurre en PISA (Carabaña, 2008). En conjunto, la variable da tan poco de sí que he preferido dejarla en el tintero.

La agrupación por cohortes quinquenales de nacimiento (“cohna5”) tienen a primera vista más problemas que las anteriores, pues además de a los años de escuela, sus diferencias en LP pueden deberse a efectos de la edad (positivos en las edades jóvenes, negativos en las adultas), a características de la cohorte (como el tamaño) y a diferencias entre periodos históricos (distintas de los años de escuela: por ejemplo, la calidad de la escuela, o las reformas educativas, o la coyuntura económica). Pero resultan más aprovechables debido a que presentan mayor variación en los años de escuela.

El aumento de la escolarización en la segunda mitad del siglo XX induce a predecir aumentos de la LP que permitan estimar la influencia de la una sobre la otra. La Tabla 2.3 refleja una evolución casi perfectamente paralela hasta la cohorte 16: cinco años más de escolarización,

50 puntos más de LP. Podríamos aventurar que hasta ese momento un año de escuela aumenta la LP en unos diez puntos (dependiendo de la cohorte, entre 0.25 y 0.20 DT, en la gama alta de los precedentes). En la cohorte 16, en cambio, la escuela aumenta en 0.7 años sin que apenas varíe la puntuación. Después de la cohorte 17, la escuela disminuye, pero la LP no. La cohorte 19, con tres años menos de escuela que la 17, tiene tan solo siete puntos LP menos (dos puntos por año, 0.04 DT, en lo más bajo de la gama observada por otros).

Hemos dicho que el aumento de LP en las cohortes de más edad puede depender de factores distintos de la escuela. El paso de los años la deprime en medida que varía según las estimaciones (Desjardins y Warnke, 2012)<sup>3</sup>. En muchos países (puede que también en España, según Colom y otros, 1998) se han detectado fuertes aumentos del CI entre las generaciones de la posguerra (Flynn, 1987). Pueden separarse los efectos de los años de escuela de los del resto de los factores manteniendo constantes los años de escolarización. En la Tabla 2.5 se ve que entre las cohortes 10 y 15, los españoles en todos los intervalos de escolarización aumentaron sus LP en aproximadamente 25 puntos. Los otros 25 son los quedarían para los 5 años de incremento de la escolarización, unos 5 puntos por año, aproximadamente un 10-12% de DT. Los 25 puntos comunes a todos los años de escuela pueden deberse a decrementos por la edad, a incrementos por el efecto Flynn, a aumentos de la calidad de la escuela o a otros factores.

En rigor, las medias de cada cohorte dependen de tres factores: estos incrementos comunes de que estamos hablando, los años de escuela y el valor en LP de cada año de escuela. La regresión de la Tabla 2.6 muestra los incrementos generales como constante y el valor de cada año de escuela como coeficiente. La constante crece en total 23 puntos hasta la cohorte 16, en vez de los 25 que estimamos desde la Tabla 2.5, así que quedan 27 para los cinco años de escuela que diferencian la cohorte 16 de la 10, a algo más de 5 puntos LP por año. Los coeficientes están entre 5 y 5.5 puntos, con alguna excepción por debajo. En la cohorte 16, su descenso compensa el aumento de medio año de escuela, y explica el pequeño enigma de por qué la media no creció en esa cohorte.

---

<sup>3</sup> Para el IQ, las más fiables apuntan a una edad de declive mucho más tardía que los 40 años de la cohorte 15 (Schaie, 2012).

Tabla 2.5 Lectura PIAAC por cohortes de nacimiento e intervalos de escuela

COHNA5		MENOS DE 6	6 A 8	8 A 10	10 A 13	13 A 16	16 Y MÁS	TOTAL
C10/46-50	MEDIA	188,37	214,83	212,43	248,36	238,50	266,60	218,88
	DES. TIP.	48,619	44,498	41,437	39,605	42,833	41,335	49,998
	CASOS	100	130	59	53	37	35	414
C11/51-55	MEDIA	200,84	212,75	226,61	247,19	242,29	269,27	228,42
	DES. TIP.	46,611	44,914	44,037	35,365	42,821	38,991	48,397
	CASOS	93	137	67	63	63	68	491
C12/56-60	MEDIA	193,25	220,33	230,81	253,07	257,90	277,34	241,36
	DES. TIP.	52,152	44,746	41,732	40,508	36,676	39,345	48,744
	CASOS	45	143	82	106	79	97	552
C13/61-65	MEDIA	191,61	228,36	242,23	263,29	258,87	291,91	252,96
	DES. TIP.	46,943	39,929	36,859	34,847	42,122	36,308	47,388
	CASOS	39	119	102	104	73	126	563
C14/66-70	MEDIA	185,54	237,19	235,47	260,89	268,31	290,99	257,87
	DES. TIP.	44,727	40,003	40,874	39,010	33,357	37,065	46,198
	CASOS	24	102	116	127	92	154	615
C15/71-75	MEDIA	212,21	238,05	241,39	262,94	269,58	295,16	266,73
	DES. TIP.	36,230	37,458	39,866	40,858	38,351	38,485	45,699
	CASOS	22	71	101	99	110	206	609
C16/76-80	MEDIA	203,41	238,24	238,66	260,92	271,30	291,77	268,08
	DES. TIP.	42,523	37,386	38,636	33,760	38,373	34,189	42,203
	CASOS	7	37	91	82	121	187	525
C17/81-85	MEDIA	198,63	241,29	240,82	253,09	269,61	292,84	267,29
	DES. TIP.	62,804	32,984	35,121	35,707	40,881	31,825	42,150
	CASOS	8	26	55	91	116	145	441
C18/86-90	MEDIA	197,90	213,09	241,27	244,73	280,01	297,69	267,36
	DES. TIP.	58,747	40,649	41,818	39,837	37,912	36,714	45,452
	CASOS	8	14	43	102	229	61	457
C19/91-95	MEDIA	199,31	215,40	252,01	263,49	273,68		260,02
	DES. TIP.	73,876	45,997	36,702	40,624	33,023		40,704
	CASOS	3	18	122	274	74	0	491
TOTAL	MEDIA	194,84	224,34	237,62	257,67	267,78	289,27	253,57
	DES. TIP.	48,004	43,112	40,521	39,080	39,832	37,378	48,457
	CASOS	349	797	838	1101	994	1079	5158

Fuente: datos PIAAC

Por lo demás, es de notar que la correlación –que aparece en la Tabla 2.6 como coeficiente beta–entre años de escuela y LP aumenta de 0.47 en la cohorte 10 a 0.56 en la cohorte 13, y a partir de ese momento se mantiene. Hay que poner en relación este aumento con la disminución de la desviación típica de la LP, que pasa de 50 a 45, y con las ligeras oscilaciones de la DT de los años de escuela en torno a 4.5.

Así pues, las medias de LP crecen primero con el paso del tiempo y luego se estancan. El crecimiento depende por mitades de una tendencia secular de causas no identificadas – edad, efecto Flynn, calidad de la escuela, otros – y del incremento de los años de estudios. Como estos crecen unos cinco años y se les pueden atribuir 25 puntos de mejora de la LP, resulta una estimación de cinco puntos por año. Esta estimación por la variación intercohorte coincide con la que se encuentra en el interior de cada cohorte. Según esto, el modelo simple inicial apenas

estaría sesgado y la LP dependería enteramente de los años de escuela a razón de 5 puntos, algo más de 0.10 DT por año, al menos en las cohortes 10 a 15.

A partir de la cohorte 15 el crecimiento se detiene, y lo mismo los tres componentes de que depende:

1. Sea cual sea su causa, desaparece la tendencia secular.
2. Un tanto inesperadamente (¿acaso los jóvenes de ahora no pasan más años en la escuela que los de hace veinte años?) dejan también de crecer los años de escuela —cierto que todavía pueden aumentar algo los de la cohorte 17, que tienen entre 26 y 31 años.
3. Se mantiene sobre los cinco puntos el coeficiente intracohorte de la escuela. No parece sino que debamos dar por buenos los cinco puntos PIAAC por año de escuela. Se trata de un poco más de un 10% de DT, una estimación baja, la estimación mínima en la literatura.

En las Tablas 1.3, 1.5 y 1.6 hay indicios que prometen coeficientes distintos para los años de escuela postobligatoria. Primero, en la Tabla 2.5 se observa que no todos los años de escuela se asocian a los mismos incrementos de LP. Son poco productivos los años entre 8 y 10 y entre 13 y 16, con diferencias, además, entre las cohortes viejas y las jóvenes. Segundo, el coeficiente de la escuela en las cohortes 18 y 19 es mucho más alto que en las demás (ocho y siete puntos, respectivamente); dada su edad, muchos no han terminado todavía de estudiar, pero su LP media es ya casi igual que la de generaciones anteriores, lo que bien podría significar que su LP ya está desarrollada y los años de escuela adicionales van a influir poco en ella<sup>4</sup>.

---

<sup>4</sup> He intentado sin éxito diferenciar en las cohortes más viejas entre el efecto de los años de escuela obligatoria y el del resto.

Tabla 2.6 Influencia de los años de escuela en lectura PIAAC, por cohortes

	COHNA5	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
C10/46-50	(Constante)	170,485	4,942		34,496	0,000
	ESCUELE	5,237	0,481	0,473	10,896	0,000
C11/51-55	(Constante)	179,307	4,518		39,684	0,000
	ESCUELE	4,738	0,394	0,477	12,010	0,000
C12/56-60	(Constante)	179,234	4,809		37,269	0,000
	ESCUELE	5,368	0,386	0,510	13,913	0,000
C13/61-65	(Constante)	187,046	4,430		42,222	0,000
	ESCUELE	5,440	0,339	0,561	16,040	0,000
C14/66-70	(Constante)	185,911	4,730		39,304	0,000
	ESCUELE	5,664	0,351	0,546	16,118	0,000
C15/71-75	(Constante)	192,274	4,800		40,060	0,000
	ESCUELE	5,436	0,332	0,554	16,383	0,000
C16/76-80	(Constante)	193,837	5,404		35,871	0,000
	ESCUELE	5,167	0,360	0,532	14,351	0,000
C17/81-85	(Constante)	187,474	6,263		29,932	0,000
	ESCUELE	5,542	0,419	0,534	13,240	0,000
C18/86-90	(Constante)	151,012	8,472		17,824	0,000
	ESCUELE	8,396	0,598	0,550	14,045	0,000
C19/91-95	(Constante)	180,970	12,028		15,045	0,000
	ESCUELE	6,855	1,032	0,288	6,643	0,000

a. Variable dependiente: LECTURA PIAAC

Fuente: datos PIAAC

### Las reformas

Si como resultado de alguna causa exógena que dejara igual todo lo demás se registrarán discontinuidades en los años de escuela entre las generaciones, serían de esperar variaciones paralelas en la LP. Esta es la estrategia seguida por Brinch y Galloway con datos de toda Noruega (2012). En España ha habido varias disposiciones legales aumentando tanto los años de escuela obligatoria como los necesarios para conseguir ciertas titulaciones, así que podemos intentar rastrear su influencia.

La Ley 27/1964, de 29 de Abril, (BOE 4-5-64) amplió la escolaridad obligatoria desde los doce a los catorce años para los españoles nacidos a partir del año mil novecientos cincuenta y cuatro, inclusive (disposición final). La ley 169/1965 de 21 de Diciembre, sobre reforma de la Enseñanza Primaria (BOE 306, 23-12-65) precisó que se trataba de una educación básica de ocho cursos, desde los seis a los catorce años, que habían de cursarse hasta los diez años de edad en las escuelas primarias y entre los diez y catorce en estos mismos centros o en los de



estudios medios en sus diversas modalidades (Art. 12). La mayor parte de estos centros eran Institutos de Bachillerato, cuyo examen de ingreso suprimía la misma Ley.

La Ley General de Educación de 1970 establecía en su artículo 2.2 que “la Educación General Básica será obligatoria y gratuita para todos los españoles. Quienes no prosigan sus estudios en niveles educativos superiores, recibirán, también obligatoria y gratuitamente, una formación profesional del primer grado”. Según la LGE, esta FPI obligatoria tendría “la duración necesaria para el dominio de la especialidad correspondiente, sin que pueda exceder de dos años por grado”; y esta duración máxima la que estableció como única el decreto regulador de 1976.

La LOGSE, contra lo que suele decirse, no incrementó la escolarización obligatoria hasta los 16. Se limitó a ampliar la escuela básica hasta esa edad, suprimiendo la diferencia entre BUP y FPI. Pero hizo algo seguramente más eficaz para aumentar los años de escuela básica: subió de 8 a 10 los años necesarios para obtener el título de estudios básicos (Graduado), y, además, lo convirtió en llave para seguir todo tipo de estudios posteriores. Alumnos que con la LGE dejaban la EGB para pasar a FP, con la LOGSE están obligados a “titular” en ESO si quieren seguir en estudiando.

Por lo que se refiere a los estudios postobligatorios, el BUP establecido por la LGE duraba un año más que su predecesor el Bachillerato Superior, lo que aumentó en un año la duración de todos ellos. El mayor aumento, cuatro años, ocurrió en los antiguos Títulos de Grado Medio. La mencionada Ley de 1964 exigía Bachillerato Superior para el ingreso en Magisterio, y poco después, la LGE convertía todos estos títulos (Magisterio, Peritajes, Enfermería) en diplomas universitarios de tres años. De modo que un alumno nacido en 1953 todavía pudo obtener uno de estos TGM a los 17 años, tras 11 años de escuela (cuatro de Primaria, cuatro de Bachillerato Elemental y tres de carrera), pero, tras la LGE, los alumnos nacidos después de 1957 necesitaban 15 (ocho de EGB, cuatro de BUP y tres de carrera).

En los datos PIAAC, el impacto de estas disposiciones sobre los años de escuela se detecta mejor en unas ocasiones que en otras (Tabla 2.7). La ampliación de la obligatoriedad a los 14 años se refleja en la cohorte 12 aumentando los años de escuela básicos en 0.8. También podemos atribuir al paso de los títulos de grado medio a las diplomaturas los ca. 1,5 años que aumenta la escolarización entre las cohortes 10 y 12. En cambio, en las cohortes siguientes no se aprecia influencia de la LGE<sup>5</sup>, ni sobre la escolaridad total, que aumenta menos que en las cohortes anteriores, ni en la de ningún título. En cuanto a la LOGSE, no se detecta aumento en los años de quienes comienzan CFGS, y del año y medio (de 8.7 en la cohorte 15 a 10.3 en la 19) que invierten más en la escuela básica los alumnos que no hacen otros estudios después, cabe atribuirle solo los 0.4 puntos entre las cohortes 17 y 19. Para ser exhaustivos, hay que señalar que entre las cohortes 14 y 17, sin coincidir con ninguna reforma, aumentan en un punto los años de escuela del Bachillerato, la FPI y las Diplomaturas.

---

<sup>5</sup> Es conocido, aunque poco creído, que al exigir más años para los mismos títulos, la LGE cortó la tendencia creciente a comenzar Bachillerato y Universidad, sobre todo entre los hombres (Carabaña, 1997; 2012), pero se suponía que, por lo mismo, había aumentado los años de escuela. Es un dato desconocido hasta donde nosotros conocemos.

Tabla 2.7 Años de escuela por cohorte de nacimiento y estudios iniciados

AÑOS DE ESCUELA.		ESTUDIOS INICIADOS					TOTAL
		BÁSICOS	FP-BACH	FPII	UNI1	UNI2	
C10/46-50	MEDIA	7,038	11,404	14,118	15,088	18,680	9,242
	CASOS	286	52	17	34	25	414
	DES. TIP.	2,697	2,530	2,690	2,734	3,132	4,516
C11/51-55	MEDIA	7,438	11,672	12,576	15,979	18,654	10,367
	CASOS	292	67	33	47	52	491
	DES. TIP.	2,803	2,814	3,113	2,524	2,814	4,875
C12/56-60	MEDIA	8,174	11,802	13,163	16,869	18,394	11,574
	CASOS	265	111	43	61	71	551
	DES. TIP.	2,573	2,430	2,828	2,313	2,876	4,637
C13/61-65	MEDIA	8,103	11,326	13,576	16,286	18,970	12,062
	CASOS	223	132	59	49	99	562
	DES. TIP.	2,437	2,195	2,705	2,380	2,279	4,712
C14/66-70	MEDIA	8,706	11,444	13,237	16,524	18,922	12,706
	CASOS	211	126	93	82	103	615
	DES. TIP.	2,374	2,395	2,598	2,300	2,057	4,450
C15/71-75	MEDIA	8,700	11,677	14,670	16,791	19,248	13,696
	CASOS	170	127	88	91	133	609
	DES. TIP.	2,432	2,603	2,576	2,079	2,017	4,655
C16/76-80	MEDIA	9,453	12,271	14,390	17,270	19,119	14,368
	CASOS	128	107	82	74	134	525
	DES. TIP.	2,296	2,417	2,557	1,939	2,074	4,341
C17/81-85	MEDIA	9,930	13,000	14,862	17,439	18,598	14,404
	CASOS	115	100	58	66	102	441
	DES. TIP.	2,519	2,340	2,460	1,764	2,309	4,063
C18/86-90	MEDIA	10,223	12,767	14,954	15,674	16,500	13,858
	CASOS	103	103	65	92	94	457
	DES. TIP.	2,388	1,869	1,504	1,730	1,334	2,977
C19/91-95	MEDIA	10,256	11,112	13,000	12,886	12,929	11,532
	CASOS	117	206	66	88	14	491
	DES. TIP.	1,890	1,242	1,052	0,808	0,997	1,708
TOTAL	MEDIA	8,418	11,779	13,934	16,051	18,526	12,435
	CASOS	1910	1131	604	684	827	5156
	DES. TIP.	2,710	2,295	2,529	2,429	2,452	4,516

Fuente: datos PIAAC

Tabla 2.8 Lectura PIAAC por cohorte de nacimiento y estudios iniciados

		ESTUDIOS INICIADOS					TOTAL
		BÁSICOS	FP-BACH	FPII	UNI1	UNI2	
C10/46-50	MEDIA	203,668	241,928	245,027	260,315	270,118	218,764
	CASOS	288	52	17	34	25	416
	DES. TIP.	46,910	34,683	43,959	36,218	39,362	49,920
C11/51-55	MEDIA	211,970	236,255	240,252	261,305	274,619	228,575
	CASOS	293	67	33	48	52	493
	DES. TIP.	45,697	39,846	36,101	42,214	35,902	48,486
C12/56-60	MEDIA	217,545	248,074	255,734	269,649	286,009	241,266
	CASOS	265	111	43	61	71	551
	DES. TIP.	46,943	38,503	27,821	36,730	36,557	48,736
C13/61-65	MEDIA	225,268	253,977	257,705	279,788	295,831	252,561
	CASOS	224	132	60	49	99	564
	DES. TIP.	45,934	35,419	32,769	36,342	35,251	47,565
C14/66-70	MEDIA	229,406	254,551	264,357	280,989	296,000	257,874
	CASOS	211	126	93	82	103	615
	DES. TIP.	43,165	39,907	34,962	39,403	33,141	46,198
C15/71-75	MEDIA	235,095	255,098	270,078	280,231	307,264	266,797
	CASOS	171	127	88	92	133	611
	DES. TIP.	40,782	37,909	35,776	35,425	34,546	45,655
C16/76-80	MEDIA	232,999	262,645	270,320	279,374	298,788	268,188
	CASOS	128	108	82	74	134	526
	DES. TIP.	40,009	33,988	35,203	32,196	32,078	42,240
C17/81-85	MEDIA	239,807	255,281	273,988	285,803	294,268	267,292
	CASOS	115	100	58	66	102	441
	DES. TIP.	40,353	38,095	37,043	32,229	32,386	42,150
C18/86-90	MEDIA	224,030	259,230	269,840	289,073	300,791	267,362
	CASOS	103	103	65	92	94	457
	DES. TIP.	41,627	38,094	31,558	31,167	35,339	45,452
C19/91-95	MEDIA	229,870	260,413	269,103	287,249	292,128	260,017
	CASOS	117	206	66	88	14	491
	DES. TIP.	43,252	33,955	33,252	31,517	25,865	40,704
TOTAL	MEDIA	221,854	254,577	264,897	279,567	295,524	253,529
	CASOS	1915	1132	605	686	827	5165
	DES. TIP.	45,627	37,344	35,292	35,847	35,200	48,490

Fuente: datos PIAAC

La Tabla 2.8 permite indagar tanto el efecto general como los efectos particulares de estas reformas. Un efecto general no se puede negar, aunque tampoco afirmar. En efecto, los incrementos de LP en las cohortes 12 y 13, que coinciden con las reformas de 1964 y con la LGE, son 3 puntos más grandes que en la cohorte 11 y que en la 14. Es una diferencia que,

estadísticamente, tienen tantas probabilidades de darse en la población como de no darse<sup>6</sup>. En cuanto a los efectos particulares, es fácil ver que:

-al incremento de la primaria en 0.8 puntos en la cohorte 12 no se le asocia un incremento particular en la LP.

-el incremento de 1.5 años en los TGM/diplomas entre las cohortes 11 y 13 no se corresponde con ningún incremento particular de la LP.

-el incremento de 0.4 puntos en la ESO entre las cohortes 17 y 19 se le asocia un decremento de entre seis y diez puntos (según consideremos la puntuación pico de la cohorte 17, que roza la significatividad estadística). El hecho tiene particular interés, pues se corresponde con el aumento de la escolarización al final de los estudios básicos (EGB y ESO) acontecido en las dos últimas décadas en el contexto de la lucha contra el llamado “fracaso escolar”.

-del incremento de 1 año en Bachiller, FPII y Diplomaturas, que no acertamos a asociar con ninguna causa en particular, solo el de la FPII podría estar asociado con un incremento de seis puntos en la LP, apenas significativo.

Resumiendo, el intento de examinar los efectos de las reformas no ha llevado a ninguna conclusión dirimente sobre sus efectos generales. Pero nos ha llevado a examinar los aumentos de años de escuela en niveles de estudio particulares. Lo más preciso que puede decirse es que quizás uno de ellos ha tenido efectos positivos y otro efectos negativos sobre la LP. Un resultado muy distinto a los cinco puntos por año obtenido por los procedimientos anteriores, y que anima a continuar la investigación.

### ***Selección y causalidad en los estudios postobligatorios***

Veamos ahora los resultados de utilizar las diferencias de escuela en el interior de cada nivel de estudios. Podemos suponer que quienes inician unos estudios los cursan durante más o menos años con independencia de su LP inicial, y entonces la ecuación (1) es un buen modelo la influencia de los años de escuela; parece sin embargo mejor estimar la ecuación (4), que intenta controlar la selección en el interior de los niveles atribuyéndole la diferencias entre los que acaban y los que no. Para evitar otros efectos no controlados, se ha limitado la estimación a las cohortes 15, 16 y 17, que estudiaron mayoritariamente bajo la LGE y tienen puntuaciones medias iguales; además, se ha dejado fuera a quienes terminan los estudios tardíamente.

---

<sup>6</sup> Con DT de casi 50, la significatividad estadística al 5% necesita o doblar la diferencia o cuadruplicar la muestra.

Tabla 2.9 Años de escuela y lectura PIAAC por estudios iniciados. Cohortes 15 a 17

A. ESTADÍSTICOS DESCRIPTIVOS				
ESTUDIOS INICIADOS		Media	Desviación típica	N
BÁSICOS	LECTURA PIAAC	242,018	37,089	252
	ESCUELE	9,714	1,842	252
	TERMINAN	0,825	0,380	252
FP-BACH	LECTURA PIAAC	256,478	36,328	282
	ESCUELE	12,099	2,150	282
	TERMINAN	0,589	0,493	282
FPII	LECTURA PIAAC	274,489	34,073	184
	ESCUELE	14,614	2,021	184
	TERMINAN	0,793	0,406	184
UNI1	LECTURA PIAAC	278,436	33,493	175
	ESCUELE	16,817	1,752	175
	TERMINAN	0,766	0,425	175
UNI2	LECTURA PIAAC	297,444	31,931	265
	ESCUELE	18,543	2,020	265
	TERMINAN	0,751	0,433	265

B. COEFICIENTES DE REGRESIÓN							
ESTUDIOS INICIADOS			Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
			B	Error tip.			
BÁSICOS	1	(Constante)	224,900	12,544		17,929	0,000
		ESCUELE	1,762	1,269	0,088	1,389	0,166
	2	(Constante)	218,580	12,559		17,404	0,000
		ESCUELE	0,890	1,287	0,044	0,692	0,490
		TERMINAN	17,917	6,231	0,184	2,875	0,004
	FP-BACH	1	(Constante)	252,428	12,404		20,350
ESCUELE			0,335	1,009	0,020	0,332	0,740
2		(Constante)	256,354	12,911		19,856	0,000
		ESCUELE	-0,255	1,144	-0,015	-0,223	0,824
		TERMINAN	5,453	4,992	0,074	1,092	0,276
FPII		1	(Constante)	251,348	18,353		13,695
	ESCUELE		1,583	1,244	0,094	1,273	0,205
	2	(Constante)	251,498	18,424		13,650	0,000
		ESCUELE	1,631	1,279	0,097	1,275	0,204
		TERMINAN	-1,058	6,370	-0,013	-0,166	0,868
	UNI1	1	(Constante)	224,730	24,228		9,276
ESCUELE			3,194	1,433	0,167	2,229	0,027
2		(Constante)	227,645	25,316		8,992	0,000
		ESCUELE	2,897	1,610	0,152	1,799	0,074
		TERMINAN	2,709	6,641	0,034	0,408	0,684
UNI2		1	(Constante)	248,275	17,919		13,855
	ESCUELE		2,652	0,961	0,168	2,760	0,006
	2	(Constante)	251,615	18,520		13,586	0,000
		ESCUELE	2,326	1,061	0,14721282	2,192	0,029
		TERMINAN	3,580	4,950	0,049	0,723	0,470

a. Variable dependiente: LECTURA PIAAC

Fuente: datos PIAAC

La Tabla 2.9A muestra los estadísticos descriptivos y la Tabla 2.9B los resultados de estimar la ecuación (4). Los coeficientes oscilan entre los 0.335 puntos de LP por año de escuela del BUP

y los 3.19 puntos de las diplomaturas. La terminación de los estudios, que se introduce en el modelo 2, es importante por sí misma (unos 18 puntos) y porque modifica el coeficiente de los años de escuela (de 1.76 a 0.89) solo en el nivel de EGB. En los niveles superiores los años de escuela son más importantes y el haber terminado o no los estudios es poco relevante. Para evaluar esos resultados es conveniente tener en cuenta las medias y DT de la Tabla 2.9A. Pese a haber dejado fuera a los que terminan tarde (no muchos todavía a estas edades), los estudiantes de licenciatura han dejado los estudios por término medio tras 18.5 años de escuela, con una DT de 2.2; casi la mitad de los estudiantes de licenciatura continúan estudiando después de los 25 años, y más del 30% tras los 27.

El supuesto de independencia entre LP y años de escuela tiene problemas, sobre todo en los niveles terminales. En la medida en que abandonan antes los alumnos con LP más baja, hay asociación positiva entre LP y continuación de los estudios. En la medida en que repiten y se retrasan más los estudiantes con LP inicial más baja, la correlación entre LP y años de escuela es negativa. Además, ocurre que algunas carreras muy selectivas son también más largas o más difíciles, pero también, que los estudiantes a tiempo parcial, que tardan más en terminar, eligen carreras más fáciles. He intentado sin éxito tener en cuenta todo esto para explicar el extraño efecto positivo sobre la LP del retraso en los estudios.

Los datos PIAAC soslayan el punto flaco del procedimiento anterior cuando ofrecen la LP observada antes de comenzar los estudios para la cohorte más joven. Ello permite estimar (2) con la LP “ante” observada a cambio de tomar E de la variación entre cohortes de nacimiento. Siendo por ahora un estudio transversal, PIAAC nos da normalmente la LP tras terminar los estudios. Pero a los entrevistados de 16 y 17 años los examina justo cuando están comenzando los de CFGM y Bachillerato. Conocemos, por tanto, cómo acaban los mayores y cómo empiezan los jóvenes. Si pudiéramos suponer que los mayores empezaron en su momento como los jóvenes ahora, podríamos atribuir a la escuela la diferencia en LP que PIAAC encuentra entre ellos.

En realidad, sabemos positivamente que en lo fundamental las cohortes 18 y 17 empezaron igual que la 19. Sabemos, en primer lugar, que sus puntuaciones en pruebas muy semejantes a PIAAC eran las mismas. Los jóvenes PIAAC de 17 años son los de PISA 2009, los de PIAAC de 20 años son los de PISA 2006, y los de 23 y 26 años son los de las dos olas anteriores de PISA, 2003 y 2000. Además, las pruebas realizadas anteriormente desde el MECD llevan a la conclusión de que tampoco el proceso de introducción de la LOGSE cambió el aprendizaje de los alumnos, lo que nos permite extender el supuesto de inicios iguales por lo menos a la cohorte 17 (Carabaña, 2009).

Sabemos también que los alumnos de las cohortes 16 a 18 se distribuyeron al acabar la EGB y la ESO de modo semejante a los que ahora tienen 16 y 17 años, y al acabar el Bachillerato como los que ahora tienen de 18 a 20. Es justamente lo que se obtiene de los datos de la EPA (Carabaña, 2013).

Nótese, en fin, que la comparación que nos proponemos no exige igualdad en el tratamiento de los alumnos por las escuelas, pues nos interesamos por la cantidad, pero no por la calidad

(no importa, por tanto, que parte de los alumnos de la cohorte 17 estudiaran todavía bajo la LGE).

Comenzamos estimando los efectos de toda la enseñanza no obligatoria, separando en la cohorte 19 a quienes, nacidos en 1994 y 1995, acaban de dejar la escuela, de los que piensan continuar y comparándolos respectivamente con los mayores que abandonaron a la misma edad y con los que efectivamente continuaron. La Tabla 2.10A muestra mayores diferencias entre los jóvenes de 16 y 30 años que han dejado la escuela antes de los 17 años que entre los que siguieron estudiando después. En la regresión de la Tabla 2.10B, la interacción entre la edad y seguir estudios (la E de la ecuación (2) se introduce simplemente como dummy) es negativo y mayor de medio punto, si bien no alcanza significatividad. Parece, pues, que continuar en la escuela después de los 16 años no añade nada al aumento de la LP que otras experiencias producen en la juventud.

Tabla 2.10 Lectura PIAAC por cohortes de nacimiento y continuación en la escuela tras los 16 años

**A. MEDIAS, CASOS Y DT**

		ESCUELA TRAS 16		TOTAL
		NOSIGUE	SIGUETRAS16	
C17/81-85	MEDIA	241,546	272,945	268,064
	CASOS	67	364	431
	DES. TIP.	34,725	40,691	41,383
C18/86-90	MEDIA	230,822	272,895	268,158
	CASOS	51	402	453
	DES. TIP.	40,232	42,630	44,368
C19/91-93	MEDIA	218,034	264,957	261,442
	CASOS	23	284	307
	DES. TIP.	44,998	40,077	42,239
C19/94-95	MEDIA	226,427	261,024	257,640
	CASOS	18	166	184
	DES. TIP.	54,415	34,331	38,000
TOTAL	MEDIA	232,993	269,436	265,222
	CASOS	159	1216	1375
	DES. TIP.	41,066	40,628	42,302

**B. REGRESIÓN**

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.
		B	Error típ.	Beta		
1	(Constante)	204,808	6,901		29,678	0,000
	EDAD	1,182	0,256	0,119	4,611	0,000
	ESCUELA TRAS 16	37,925	3,421	0,287	11,087	0,000
2	(Constante)	192,895	17,580		10,972	0,000
	EDAD	1,682	0,725	0,170	2,320	0,021
	ESCUELA TRAS 16	51,452	18,675	0,389	2,755	0,006
	EDAD*ESCUELATRAS16	-0,571	0,775	-0,111	-0,737	0,461

Este resultado es poco robusto por varias razones. Una es que el porcentaje de los que abandonan la escuela antes de los 17 disminuye del 15% al 10% entre las cohortes 17 y 19; puede pensarse que este 10% que abandona ahora ha de tener peor LP que el 15% de antes, por mayor selección negativa. Para aclararse sobre el escrúpulo, se ha repetido la estimación cortando a los 17 y 18 años, edades a las que los abandonos son aproximadamente el 20% en todas las cohortes, con los resultados mismos que cortando a los 16.

Otro indicio de poca robustez es que mientras normalmente la edad y la experiencia tienen efectos decrecientes sobre las capacidades cognitivas, la pequeña muestra de los que abandonan la escuela mejora de modo estadísticamente significativo justo entre los 26 y los 30. Y, en efecto, si quitamos esta cohorte 17 y limitamos la comparación a la cohorte 18, la interacción entre edad y seguir tras los 16 pasa a ser positiva; pero sigue siendo pequeña y estadísticamente no significativa<sup>7</sup>.

En fin, aunque hay que reconocer que los casos son pocos y el resultado poco robusto, no es imprudente interpretar que las puntuaciones LP mejoran con la edad y con la experiencia, pero no con la escuela. La diferencia entre los alumnos que siguen estudios y los que no (unos 40 puntos) sería toda ella resultado de la (auto) selección que acontece a los 16 años al acabar la obligación escolar.

Intentamos comprobar la solidez de este resultado, al tiempo que concretarlo, repartiendo este factor de selección global de 40 puntos entre los diferentes niveles a los que se puede continuar estudiando tras los 16 años. Utilizamos para ello la información de PIAAC sobre el nivel de estudios iniciado más alto (ESTUE). Los niveles son tres: se tiene que seguir en ESO si no ha obtenido el título, y se puede elegir entre CFGM y Bachillerato si se ha obtenido. Ya hemos visto que los alumnos de FPI-CFGM que aparecen en la muestra PIAAC son pocos e inciertos, por lo que lo más prudente parece unirlos al Bachillerato (en todo caso, hemos comprobado que los resultados son los mismos sin ellos).

Tabla 2.11 Años de escuela y lectura PIAAC por estudios iniciados. Cohortes 15 a 17

		ESTUDIOS INICIADOS, HASTA MEDIOS			TOTAL
		DEJÓ16	EGB-ESO	MAS	
C17/81-85	MEDIA	241,546	246,981	277,273	268,064
	CASOS	67	52	312	431
	DES. TIP.	34,725	42,353	38,819	41,383
C18/86-90	MEDIA	230,822	226,394	280,578	268,158
	CASOS	51	57	345	453
	DES. TIP.	40,232	40,632	37,844	44,368
C19/91-93	MEDIA	218,034	231,288	271,978	261,442
	CASOS	23	49	235	307
	DES. TIP.	44,998	44,326	35,392	42,239
C19/94-95	MEDIA	226,427	237,266	266,698	257,640
	CASOS	18	32	134	184
	DES. TIP.	54,415	30,971	32,717	38,000
TOTAL	MEDIA	232,993	235,122	275,790	265,222
	CASOS	159	190	1026	1375
	DES. TIP.	41,066	41,180	37,219	42,302

<sup>7</sup> Observando cohorte por cohorte, se aprecia que son solo los de 16 años los que elevan la puntuación de partida. Podría ser debido a que a esa edad todavía hay indefinición acerca del abandono, pero no pudiendo comprobarlo, he dado la puntuación por buena y los he mantenido como base.



**B. REGRESIÓN**

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	R2
		B	Error típ.	Beta			
1	(Constante)	208,148	6,499		32,027	0,000	0,195
	EDAD	1,042	0,242	0,105	4,315	0,000	
	ESO	3,911	4,105	0,032	0,953	0,341	
	BUPMAS	44,016	3,251	0,453	13,538	0,000	
2	(Constante)	192,895	16,547		11,657	0,000	0,195
	EDAD	1,682	0,683	0,170	2,465	0,014	
	ESO	17,882	21,944	0,146	0,815	0,415	
	BUPMAS	62,009	17,782	0,638	3,487	0,001	
	EDAD*ESO	-0,582	0,935	-0,107	-0,622	0,534	
	EDAD*BUPMA:	-0,761	0,739	-0,189	-1,030	0,303	

La Tabla 2.11A muestra la LP de los alumnos de 16 y 17 años (cohorte 19/94-95) según que sigan en ESO o estudien Bachillerato-CFGM (hay 7 alumnos precoces que ya lo han terminado). Aunque tienen la misma edad, hay una diferencia de 0.5 años de escuela entre cada grupo. Como puede verse, los alumnos que siguen en ESO no se diferencian de los que dejan la escuela a los 16; es solo entre los que optan por BUP –condicional a haber terminado ESO- y los demás donde se da la diferencia de 40 puntos que ya conocemos, que resulta difícil no atribuir a la autoselección de los que siguen estudios post-básicos.

Suponemos ahora que esta misma es la situación en que estaban los alumnos de 18 a 20 años a sus 16 y 17 (un supuesto bastante realista, como hemos dicho). Según la Tabla 2.11A, ni el haber seguido estudiando ESO ni el haber seguido estudiando Bachillerato-CFGM incrementó su LP<sup>8</sup>. Grupo por grupo:

-los alumnos que eligen seguir en Bachillerato-CFGM tienen LP de unos 40 puntos más que los que abandonan a los 16 o continúan en ESO. Pero una vez iniciado estos estudios, ni terminarlos (como la mayor parte ha hecho ya en la cohorte 19/91-93), ni seguir estudios posteriores (la mayor parte en las cohortes 18 y 17) aumenta la LP más que no seguirlos - seguir en ESO en lugar de abandonar a los 16 tiene poco que ver con la LP. En el instante de la decisión, los que optan por abandonar y los que insisten en terminar la ESO tienen la misma LP. Lo mismo acontece después. La insistencia en conseguir el título de ESO no parece tener ningún efecto sobre la LP en las cohortes 18 y 17, pese a los dos años que se emplean de media en el empeño. Las diferencias de unos 10 puntos que se observan no son representativas con muestras tan pequeñas. Este resultado refuerza lo que antes vimos para los años de estudio adicionales en la Enseñanza Básica.

Comprobemos ahora, por el mismo método, si alguna de las tres modalidades de estudios superiores (tras la LOGSE se incluyen la FP superior junto a los Diplomas y las Licencias) escapa a la ineficacia que la Tabla 2.11 sugiere para su conjunto. (Utilizo las denominaciones anteriores a las actuales porque son las todavía predominan en las cohortes que estudiamos, si bien el asunto es dudoso en la cohorte 19).

<sup>8</sup> La disminución en relación a los que abandonaron a los 16 tiene solo un 53% de probabilidades de originar una diferencia real, según la regresión de la Tabla 11B.

La Tabla 2.12A despliega a los alumnos que han iniciado Bachillerato según los estudios que siguieron después. Deja fuera los nacidos en los años 1994-95, pues a esa edad todavía había un grupo único de estudiantes de Bachillerato con 267 puntos de media (Tabla 2.11A); son sus homólogos nacidos en 1991-93 los que están ahora en cuatro situaciones escolares distintas. Unos siguen intentando terminar Bachillerato-CFGM (si no lo han abandonado), los más lo han terminado y han optado por una de las tres vías que les abre. Como puede apreciarse, tanto la selección que hace la escuela para terminar Bachillerato como la autoselección de los propios estudiantes eligiendo es muy fuerte. Los que no han podido terminar tienen una media de 253 puntos. Los que optan por CFGS están 13 puntos por encima de ellos, los que comienzan Grado 34 puntos, los que comienzan licenciaturas 40 puntos. Bien mirado, estos parecen salirse de la pauta, pues solo superan en cinco puntos a los que han elegido un Grado<sup>9</sup>.

Tabla 2.12 Lectura PIAAC por cohortes de nacimiento y continuación en la escuela tras los 16 años.

		ESTUDIOS INICIADOS				TOTAL
		FP1-BACH	CFGS-FPII	UNI1	UNI2	
C17/81-85	MEDIA	254,131	274,092	286,229	294,211	277,273
	CASOS	91	56	64	101	312
	DES. TIP.	39,103	36,829	32,640	32,542	38,819
C18/86-90	MEDIA	259,052	269,840	289,839	300,791	280,578
	CASOS	95	65	91	94	345
	DES. TIP.	37,413	31,558	30,456	35,339	37,844
C19/91-93	MEDIA	253,506	267,057	287,948	293,335	271,978
	CASOS	74	61	87	13	235
	DES. TIP.	33,423	33,069	31,005	26,507	35,392
TOTAL	MEDIA	255,751	270,215	288,204	297,130	277,156
	CASOS	260	182	242	208	892
	DES. TIP.	36,886	33,688	31,145	33,534	37,676

#### B. REGRESIÓN

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes tipificados	t	Sig.	R2
		B	Error típ.	Beta			
1	(Constante)	250,663	7,696		32,571	0,000	0,170
	EDAD	0,217	0,315	0,022	0,687	0,492	
	FPII	14,559	3,286	0,156	4,430	0,000	
	UNI1	32,628	3,045	0,385	10,714	0,000	
	UNI2	40,995	3,209	0,460	12,773	0,000	
2	(Constante)	242,291	12,968		18,683	0,000	0,170
	EDAD	0,574	0,545	0,057	1,052	0,293	
	FPII	14,190	20,617	0,152	0,688	0,491	
	UNI1	48,722	18,847	0,575	2,585	0,010	
	UNI2	64,513	23,240	0,724	2,776	0,006	
	EDAD*FPII	0,023	0,877	0,006	0,026	0,979	
	EDAD*UNI1	-0,697	0,808	-0,190	-0,864	0,388	
	EDAD*UNI2	-0,957	0,934	-0,274	-1,024	0,306	

<sup>9</sup> Son solo 13, y es improbable ya hayan podido elegir realmente un máster, así que debe de tratarse de las licenciaturas sobrevivientes.

Lo mismo que antes tras la ESO, no cabe atribuir estas diferencias más que los procesos de selección, pues se dan sin que hayan tenido tiempo de actuar los nuevos estudios. En todo caso, el efecto de iniciarlos no puede haber sido muy grande, al menos si se juzga por el que parece producir su continuación (y eventual terminación) en las cohortes 18 y 17, que son prácticamente nulos. (Esta afirmación vale para las Licenciaturas, incluso aunque en la cohorte 19 casi nadie las haya iniciado, pues en las cohortes 18 y 17, cuando ya acogen a la mitad de los alumnos, sus distancias con las diplomaturas –ya no grados- se mantiene en unos diez puntos). La Tabla 2.12B vuelve a mostrar que no hay diferencia estadísticamente significativa entre seguir cada tipo de estudios, aunque si alguien mejora menos son en todo caso los que van a la Universidad.

## DISCUSIÓN

Hemos conseguido llegar a diversas estimaciones del efecto de los años de escuela sobre la LP. Una regresión simple con todos los sujetos nos ha dado un coeficiente cercano a 6. El análisis de las diferencias entre cohortes de edad lo ha recudido hacia 5. Esta estimación por la variación intercohortes coincide aproximadamente con la resultante de la variación intracohorte. Estas estimaciones reflejan la importancia de un año de escuela medio, pero no dicen mucho sobre si la escuela básica es más importante que el resto.

Se han analizado los datos de forma insistente, sin encontrar un modo satisfactorio de estimar por separado el efecto de los años de básica. La gran diferencia, 29 puntos, entre los que tienen menos de 6 años de escuela y los que tienen entre 6 y 8 no es muy informativa, no solo por la posibilidad de causalidad inversa –entre las cohortes de mayor edad los alumnos más torpes dejaban antes la escuela primaria-, sino porque los años de estudio de los que no terminaron los estudios primarios no son observados, sino imputados (PIAAC no pregunta la fecha en que abandonaron la escuela los que no obtuvieron al menos el “título” de primaria).

Combinar la separación por cohortes de nacimiento y por niveles de estudio tampoco arroja luz sobre los años de Enseñanza Básica, debido al consabido problema de la selección: según las cohortes son más jóvenes, los que no han pasado de Básica tienen más años de escuela, pero también han sufrido una selección negativa más fuerte. Ahora bien, para los años postobligatorios, las Tablas 1.7 y 1.8 sugieren más bien efectos pequeños o nulos. El hecho de que no se observe efecto del aumento de los años de escuela básica en las cohortes más jóvenes sugiere que son ineficaces los años que esos alumnos emplean en “titular” –es decir, a partir del año undécimo. También parecen ineficaces el resto de incrementos que a lo largo de la historia han experimentado los demás niveles de estudio, incluso con consideración –no mucha, probablemente, dado el tamaño de la muestra y lo repentino del cambio– debida a la excepción de la FPII.

Al no poder examinarse directamente la escuela básica, es muy importante confirmar la falta de efecto de los estudios posteriores. La estrategia de atribuir a la selección las diferencias entre los niveles y estimar el efecto de los años de escuela en cada nivel coinciden en lo

sustancial con lo anterior –efecto muy bajo– en Básica y en el Bachillerato, pero no en los tres niveles superiores. En estos se obtienen coeficientes de 2 y 3 puntos LP por año de escuela, menores desde luego que el coeficiente medio de 5 puntos, y por tanto formalmente congruentes con la hipótesis, pero incongruentes con lo visto en las cohortes 18 y 19 y con la experiencia.

En efecto, sería equivocado interpretar estos coeficientes como indicación de que los años de estudio universitarios siguen incrementando la LP. Lo que en realidad significan es que incrementan la LP los años que los alumnos se retrasan en acabar los estudios, hasta incluso pasados los 30. El retraso en la terminación de los estudios es un hecho frecuentemente lamentado, al que se calculan grandes costes y ningún beneficio y al que se intenta poner remedio por arbitrios varios. Si fuera verdad que cada año de demora aumenta en tres puntos las competencias PIAAC, quizás habría que contemplarlos con mejores ojos. Un examen detallado de los datos –demasiado detallado para reportarlo aquí– sugiere que el estar matriculado en la Universidad no incrementa tanto los niveles de competencia. Dos factores de selección parecen inflar los coeficientes. Uno es que las ramas de estudio más selectivas – que PIAAC recoge sin mucho detalle– tienen carreras más largas de derecho y de hecho – técnicas. Otro es que muchos estudiantes no se retrasan por torpeza, sino por otras razones, como el trabajo (a diferencia de los que siguen en EGB y Bachillerato). Además, están las deficiencias en la medición de los años de escuela.

Por fortuna, en la cohorte más joven, tenemos los efectos de la selección sin apenas contaminación de los efectos de la escuela. Además, sabemos positivamente por PISA que las cohortes de nacimiento inmediatamente mayores tenían las mismas competencias que ella a la edad de 15 años, y que se distribuyeron en proporciones semejantes entre los niveles de escuela. Por último, combinando la división en niveles de estudio con la división por cohortes de nacimiento podemos soslayar los defectos de la estimación de los años de escuela. Este procedimiento parece claramente superior a los otros. Arroja resultados próximos a cero.

¿Cómo conciliar estas estimaciones tan bajas para los años de escuela postobligatorios con la estimación de 5 puntos PIAAC por año de escuela que resulta de la variación entre las cohortes de más edad? La manera más obvia es achacar el efecto medio a la escuela primaria, o a la básica, es decir, a los ocho primeros años de escuela, de acuerdo con la hipótesis de partida. Al comenzar la segunda mitad del siglo XX todavía muchos niños se quedaban por debajo de esos niveles de escuela, lo que dejaba su LP potencial sin desarrollar. Durante la primera mitad del siglo XX se completó la escolarización básica. Esos fueron los años de escuela que produjeron el aumento de la LP, y al mismo tiempo la disminución de su desigualdad y el aumento de su correlación con los años de escuela antes mencionados. Desde la cohorte 15, ya en la segunda parte del siglo XX, todos los niños han sido objeto de esos años de escuela que desarrollan la LP; el crecimiento, si bien pequeño, se ha limitado a los años de escuela postobligatorios, de impacto escaso o nulo sobre la LP.

El hallazgo de que la escuela postobligatoria tiene resultados nulos o casi nulos se limita por lo pronto a las puntuaciones PIAAC en Lectura. Es fácil comprobar que vale también para las

puntuaciones PIAAC en Matemáticas. Es, en cambio, obvio que no vale para las competencias concretas que se enseñan en la Secundaria Superior y en las Universidades.

El hallazgo se limita también por el momento a España, aunque los precedentes apuntan a que los datos PIAAC darán resultados semejantes en el resto de los países.

## CONCLUSIONES

El punto de partida de este estudio es el consenso, compartido expresamente por los responsables de los estudios de literacia, de que esta no se adquiere únicamente en la escuela, Por analogía con el CI, con el que la literacia tiene estrecha relación, enunciarnos la hipótesis de que son más importantes los primeros años de escuela que los siguientes, cuyos efectos se hacen pronto irrelevantes, e intentamos contrastar la hipótesis con los datos PIAAC 2012 para España. Para resolver el problema de identificación que plantea la relación interactiva (o no recursiva) entre escuela y literacia, nos basamos en dos situaciones en las que las que parecen variar independientemente, la fecha de nacimiento y los niveles y modalidades de estudio.

Los resultados de los diversos análisis realizados parecen apoyar la hipótesis de partida. Del examen por cohortes de nacimiento resulta que un año de escuela producía en el primer cuarto del siglo XX un aumento de cinco puntos en la puntuación de la prueba PIAAC de Lectura. Más o menos cinco puntos resultan también de estimar una ecuación de regresión simple en las cohortes de nacimiento que han completado su escolaridad. No ha sido posible estimar por separado la importancia de la escuela básica, pero hemos llegado por tres vías distintas al resultado de que los efectos de la escuela postobligatoria son menores que los medios. Por una, la menos fiable, se atribuye a cada año de estudios superiores un efecto máximo de tres puntos. Por las otras dos, una de ellas claramente superior a todas porque se basa en puntuaciones observadas antes de la escuela, se llega a la conclusión de que el efecto es nulo o muy pequeño después de la escolaridad obligatoria, incluyendo la continuación en la enseñanza básica. La conciliación más obvia de estas estimaciones se consigue suponiendo que la mayor parte del efecto, si no todo él, lo producen los primeros años de escuela.

Estos resultados están en consonancia con las teorías psicológicas del desarrollo y del aprendizaje sobre cuya base se desarrollaron las pruebas de literacia, con las teorías del desarrollo de la capacidad lectora, con la misma definición oficial de literacia y con una gran parte de la literatura empírica. Esta última coincidencia descarta en cualquier caso que se trate de una peculiaridad de las escuelas españolas.

Por último, conviene decir que la ineficacia de las instituciones de enseñanza postobligatoria sobre las competencias generales del tipo que miden las pruebas PIAAC tienen alguna importancia política, pues desacreditan la pretensión de que las fomenten.

## REFERENCIAS

- Brinch, Ch., y Galloway, T. (2012). Schooling in Adolescence Raises IQ Scores. *Proceedings of the National Academy of Science* 109 (2): 425–430.
- Cahan, S., y Cohen, N. (1989). Age versus Schooling Effects on Intelligence Development. *Child-development* 60(5): 1239-49.
- Carabaña, J., (1998). De cómo la LGE encogió el sistema educativo. pp. 13-26 en Ramón Garcés Campos (Coord), *VI Conferencia de Sociología de la Educación*, Zaragoza: Instituto de Ciencias de la Educación, Universidad de Zaragoza.
- Carabaña, J., (2008). Las diferencias entre regiones y países en las pruebas PISA. Publicación electrónica, Colegio Libre de Eméritos, Madrid, 2008. ([www.colegiodeemeritos.es/](http://www.colegiodeemeritos.es/)).
- Carabaña, J., (2009). Los debates sobre la reforma de las enseñanzas medias y los efectos de ésta en el aprendizaje. *Papeles de economía española*, 119:19-35.
- Carabaña, J., (2013). Crecimiento del Bachillerato e igualdad desde los años ochenta. *RASE*, 6(1):6-31.
- Cascio, E.U., y Lewis, E. G. (2006). Schooling and the AFQT: Evidence from School Entry Laws. *NBER Working Paper 11113*. Cambridge, Mass.: National Bureau of Economic Research.
- Ceci, S.J. (1991). How Much Does Schooling Influence General Intelligence and its Cognitive Components? A Reassessment of the Evidence. *Developmental Psychology* 27(5):703-22.
- Colom, R., Pueyo, A, Espinosa, M., (1998). Generational IQ gains: Spanish data. *Personality and Individual Differences*, 14, 927-935.
- Desjardins, R., (2003). Determinants of literacy proficiency: a a lifelong-lifewide learning perspective. *International Journal of Educational Research*, 39:205-245.
- Desjardins, R., Warnke, A. J. (2012). Ageing and skills. A review and analysis of skill gain and skill loss over the lifespan and over time. *Working Paper No. 72*. OCDE Directorate for Education.
- Flynn, J., (1987). Massive IQ gains in 14 nations: what IQ tests really measure. *Psychological Bulletin*, 101(2), 171-191.
- Godfredson, L., (2003) "G, jobs and life".C. 15 en Helmuth Nyborg (edit.) *The scientific study of human intelligence. Tribute to Artur Jensen*. Pergamon: New York.
- Gluszynski, T. and Bayard J. (2010). "Does Reading Proficiency at Age 15 Affect Pathways through Learning and Work", *OECD Education Working Papers*, No. 31, OECD Publishing. <http://dx.doi.org/10.1787/5kmldvwm3rbq-en>.

Grenier, S., y S. Jones, J. Strucker, T.S. Murray, G. Gervais and S. Brink (2008). Learning Literacy in Canada: Evidence from the International Survey of Reading Skills Catalogue no. 89-552-MIE — No.19. Statistics Canada

Hansen, J. (2010), "How Does Academic Ability Affect Educational and Labour Market Pathways in Canada", OECD Education Working Papers, No. 30, OECD Publishing. doi: 10.1787/5kmlw10hl6l-en.

Hansen, K., Heckman, J.J., Mullen, K. J., (2004). The Effect of Schooling and Ability on Achievement Test Scores. *Journal of Econometrics* 121 (1-2): 39-98.

Hansen, J; Liu, X., (2013) "A structural model of educational attainment in Canada", Discussion Paper Series, Forschungsinstitut zur Zukunft der Arbeit, No. 7237

Herrnstein, R. y Murray, Ch. (1994). *The Bell Curve: Intelligence and Class Structure in American Life*. New York: Simon and Schuster.

Jencks, Ch. (1972). The Quality of the Data Collected by *The Equality of Educational Opportunity Survey*. In *On Equality of Educational Opportunity*,(eds. Mosteller, F., and Moynihan, D. P.), pp. 437-512. New York: Vintage Books, Random House.

Jenkins, L., Baldi, S., (2000). *The National Adult Literacy Survey. An Overview*. Paris:OECD.

OECD (2001). *Knowledge and skills for life First results from the OECD programme for international student assessment*. Paris: OECD.

OECD (2010), *PISA 2009 Results: What Students Know and Can Do – Student Performance in Reading, Mathematics and Science (Volume I)* <http://dx.doi.org/10.1787/9789264091450-en>.

OECD and STATISTICS CANADA (2000). *Literacy in the Information Age. Final Report of the International Adult Literacy Survey*. Paris:OECD.

Reder, S. (2012). *The Longitudinal Study of Adult Learning: Challenging Assumptions*. Montreal, QC: The Centre for Literacy. (Research Brief). 1-6.

Reder, S. (1998). Literacy selection and literacy development: Structural equation models of the reciprocal effects of education and literacy. In M. C. Smith (Ed.). *Literacy for the 21st century: Research, policy, practices, and the National Adult Literacy Survey*. (pp. 139-157). Westport, CN: Greenwood Publishing (Praeger).

Schaie, K. W., (2012), *Developmental influences on adult intelligence: The Seattle longitudinal study*, - books.google.com.

Shipley, L. and Gluzynski, Th., (2012) Life-path Outcomes at Age 25 Associated with Reading Ability at Age 15. *Statistics Canada Catalogue*. Number 81-004-X, vol. 8,(2). Ottawa.

Smith, M. C., Sheehan-Holt, J. K. (2000) Evaluation of the 1992 NALS background survey questionnaire an analysis of uses with recommendations for revisions. Working Paper 8/2000. National Center for Educational Statistics, Washington.

Sticht, T.G.; Armstrong, W. B. (1994). *Adult Literacy in the United States: A Compendium of Quantitative Data and Interpretive Comments*. San Diego Community Coll. District, Calif. National Inst. for Literacy.

Walsh, E. (2011). *School Entry Policies and the Value of a Year in (or out) of School*. Tesis doctoral.

Winship, Ch., y Korenman, S. (1997). Does Staying in School Make You Smarter? The Effect of Education on IQ in The Bell Curved. In *Intelligence, Genes, and Success: Scientists Respond to The Bell Curve*, ed. Bernie Devlin, Stephen E. Fienberg, Daniel P. Resnick, and Kathryn Roeder, 215-34. New York: Springer- Verlag.



# 3. Efectos económicos de la educación en España: Una aproximación con datos PIAAC

*Laura Hernández Lahiguera<sup>1</sup>; Lorenzo Serrano Martínez<sup>1,2</sup>*

<sup>1</sup> Ivie; <sup>2</sup> Universitat de València

### 3. EFECTOS ECONÓMICOS DE LA EDUCACIÓN EN ESPAÑA: UNA APROXIMACIÓN CON DATOS PIAAC<sup>1</sup>

Hernández Lahiguera, Laura<sup>1</sup>; Serrano Martínez, Lorenzo<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Ivie; <sup>2</sup> Universitat de València

#### INTRODUCCIÓN

España dedica una importante cantidad de recursos de todo tipo al sistema educativo provenientes tanto del sector público como de las familias y los propios estudiantes. Ese esfuerzo cobra sentido en la medida en que se espera que el sacrificio asumido en el presente permitirá obtener en el futuro un conjunto de beneficios para la sociedad en general, y especialmente para los individuos que reciben esa formación educativa. Así pues, desde el punto de vista de la Economía, la educación puede considerarse como una inversión cuya rentabilidad dependerá en gran medida de los efectos económicos de la educación en términos de una mejor y más intensa carrera laboral por parte de los graduados.

Gracias a su mayor formación educativa, el estudiante se transforma en un trabajador más capaz, más productivo y más atractivo para las empresas. Esto incrementa su empleabilidad, mitigando la probabilidad de estar parado si busca empleo, favoreciendo la inserción en mejores condiciones en el mercado de trabajo y permitiendo salarios mayores a lo largo de la vida laboral. En consecuencia, la educación puede propiciar también una mayor propensión a participar activamente en el mercado de trabajo, ya que al aumentar los beneficios vinculados a estar ocupado, tratar de estarlo resultaría más atractivo.

---

<sup>1</sup> Lorenzo Serrano agradece el apoyo financiero del Ministerio de Innovación y Ciencia a través del proyecto ECO2009-10818.

La teoría del capital humano, nacida a principios de la segunda mitad del siglo pasado con contribuciones tan decisivas como las de Schultz (1960) y Becker (1964), parte del comportamiento de individuos racionales que deciden acerca de su educación para tratar de conseguir la mejor situación para ellos a lo largo de toda su vida. Esta teoría postula que el individuo valora los beneficios futuros esperados de la educación y también los costes asociados, pecuniarios o de otro tipo. Según este enfoque, la educación es claramente una inversión y su fruto un tipo de capital, el humano, que tiene la particularidad de estar incorporado a su propietario. Naturalmente, el capital humano de un trabajador dependerá también de factores distintos de la educación formal que influirán en su productividad, como la experiencia laboral o la formación adquirida en la propia empresa. Sin embargo, la educación formal recibida en el sistema educativo sería en cualquier caso un determinante fundamental del capital humano de los trabajadores.

La literatura acerca de los determinantes de los salarios, siguiendo el marco de análisis de las ecuaciones salariales postulado en Mincer (1974), ofrece una amplia evidencia favorable al efecto positivo de la formación educativa. Card (1999), Harmon et al. (2003) y Heckman et al. (2006) ofrecen panorámicas muy completas de ese tipo de análisis. Del mismo modo, los datos muestran con regularidad tasas de actividad crecientes y tasas de paro decrecientes con el nivel educativo, tanto en España como en el resto de países. En el caso español Pastor et al. (2007 y 2010), de la Fuente y Jimeno (2011) y Pérez García et al. (2012) muestran que esas relaciones positivas son robustas al efecto de otras variables de tipo sociodemográfico que pudieran estar relacionadas con el nivel educativo.

Todos esos estudios apuntan a la importancia de la cantidad de educación como componente del capital humano y sus efectos económicos positivos en términos salariales, de participación en el mercado de trabajo y de desempleo. Sin embargo, una cierta cantidad de educación, de años de escolarización, podría no siempre suponer una dotación de capital humano similar y, en ese caso, no cabría esperar tampoco que sus efectos económicos fueran semejantes. Así, si el sistema educativo no funciona adecuadamente, la educación supondrá menos formación y menos capital humano del que podría esperarse, por lo que esos efectos positivos se verían atenuados e incluso podrían desaparecer. Por ejemplo, los resultados para España de PISA (del inglés, Programme for International Student Assessment, Programa para la Evaluación Internacional de los Alumnos) indicarían que existen problemas que dan lugar a un rendimiento educativo manifiestamente mejorable en comparación con otros países. Los estudiantes muestran en España unos menores niveles de conocimientos al terminar la enseñanza obligatoria. Los datos sobre tasas de paro, niveles salariales y sobreeducación sugieren que el resto de niveles de enseñanza podrían verse afectados por problemas parecidos de rendimiento educativo.

Así pues, no serían los años formales de escolarización, sino los conocimientos y competencias efectivamente adquiridos los que incrementarían el capital humano del individuo, generando los beneficios señalados. Aspectos como la calidad de la educación serían decisivos y el mero incremento de los años cursados podría llegar incluso a ser irrelevante.

La literatura más reciente sobre capital humano y crecimiento económico apunta en esa dirección. Hanushek y Woessmann (2008 y 2011) y OCDE (2010) muestran la importancia del capital humano en el crecimiento económico, pero enfatizan el papel que juegan las competencias y los conocimientos efectivamente adquiridos y no solo la cantidad de tiempo transcurrido en el sistema educativo. El capital humano es muy relevante para explicar las diferencias de crecimiento a largo plazo de la renta per cápita de los países, pero los resultados educativos son lo importante. Tras incluir los datos relativos a los informes PISA y al resto de pruebas de similar naturaleza, las variables de cantidad de escolarización dejan de ser significativas. Hanushek y Woessmann interpretan esta pérdida de significatividad en el sentido de que la mera escolarización carece de efectos más allá de su impacto en los conocimientos y competencias de los individuos. Por tanto, más escolarización no aportaría nada si no supone más conocimientos y competencias.

También existe evidencia a nivel individual acerca del impacto en los logros laborales posteriores de las puntuaciones obtenidas por los estudiantes en los test realizados. Mulligan (1999), Murnane et al. (2000) y Lazear (2003) muestran un efecto positivo de unos mejores resultados en tests de competencias matemáticas sobre los salarios. Evidencia asimismo positiva es obtenida por Denny et al. (2000) y McIntosh y Vignoles (2001) para el Reino Unido y Finnie y Meng (2002) y Green y Riddell (2003) para Canadá. El mismo tipo de evidencia se obtiene usando datos sobre los resultados obtenidos en pruebas de conocimientos y capacidades para adultos. Denny et al. (2004) y Hanushek y Zang (2009), usando datos del International Adult Literacy Survey (IALS) obtienen para una muestra de países que los conocimientos y capacidades tienen un impacto positivo y significativo en los salarios y, una vez se tiene eso en cuenta, el rendimiento salarial de la cantidad de educación (es decir, de los años de escolarización) disminuye sustancialmente, casi una quinta parte. Kahn (2004) ofrece evidencia favorable a la hipótesis de que los conocimientos tienen un efecto significativo en la probabilidad de empleo.

El análisis apropiado de estas cuestiones requiere contar con estadísticas que incluyan tanto datos individuales sobre conocimientos y competencias, como acerca de otras características personales, como el nivel educativo y la situación y resultados laborales. En el caso español, la propia escasez de fuentes estadísticas sobre conocimientos y competencias de los individuos ha supuesto un serio obstáculo, por no hablar de la inexistencia total de bases de datos que combinen a la vez todos los tipos de información mencionados.

Esa precaria situación ha estado condicionada por la tardía y parcial participación de nuestro país en los estudios realizados sobre estas cuestiones a nivel internacional. Hasta fechas muy recientes España solo participó en los estudios PISA, referidos a la situación concreta de la cohorte específica de población en su último año de enseñanza obligatoria. Sin embargo, no participó en ninguno de los estudios llevados a cabo para el conjunto de la población adulta sobre estos temas, ni en los sucesivos International Adult Literacy Survey (IALS) realizados entre 1994 y 1998, ni en el Adult Literacy and Lifeskills Survey de 2003. Esto ha supuesto una clara limitación para la obtención de resultados acerca de los efectos económicos de la educación en España y acerca del papel desempeñado por los aspectos referidos a la calidad de la misma. A pesar de ello, estudios a partir de los datos de PISA sugieren la existencia de

problemas para que la educación formal generase de forma plena un aumento del capital humano en nuestro país, Serrano (2012). Los estudios empíricos sobre el rendimiento salarial de la educación en España, pese a confirmar que existe un efecto positivo y significativo, plantean una situación inquietante, con una caída progresiva de la rentabilidad estimada de la educación. En Pérez et al. (2012), por ejemplo, se estima que un año adicional de estudios supone un incremento del 6,3% en los salarios, con una caída de 2,3 puntos respecto a 1995; en De la Fuente y Jimeno (2011) un 6,1%; en Raymond (2011) un 6,9% con una caída de 1,8 puntos; y en Murillo, Rahona y Salinas (2010) un 7,4% con una caída de 2,4 puntos. Pastor et al. (2007 y 2010) ya estimaban un caída de casi un punto entre 1995 y el 2002. En Felgueroso, Hidalgo y Jiménez (2010), a partir de los microdatos de la Seguridad Social, se estima un descenso de la prima salarial de los universitarios desde mediados de los ochenta.

Afortunadamente, la situación ha cambiado radicalmente en términos de información disponible con la plena participación de España en el Programme for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC) de la OCDE. La información de ese estudio ofrece la posibilidad de contar también para el caso español con datos individuales sobre conocimientos, niveles educativos y un amplísimo conjunto de variables, incluyendo las referidas al mercado de trabajo o los ingresos, entre otras.

Los datos de PIAAC abren la posibilidad de analizar el impacto de los conocimientos y competencias de la población. PIAAC permite contar con información abundante respecto a la inserción laboral del individuo y su nivel educativo, pero también sobre los conocimientos y competencias de esos mismos individuos. Este último aspecto supone una novedad fundamental y abre la puerta al análisis de los efectos económicos de la calidad de la educación.

Este estudio se propone abordar esas cuestiones para el caso español. Para ello, primero se discuten los datos y metodología que van a usarse y se examina la relación entre los datos relativos a niveles educativos completados y los relativos a conocimientos y destrezas. A continuación, se aplican técnicas econométricas a los datos individuales de PIAAC para analizar la probabilidad de participar en el mercado de trabajo y estar ocupado, así como los determinantes de los salarios. En estos análisis, junto a las variables habituales en los trabajos previos sobre el caso español, referidas a los niveles educativos completados, se incluyen también variables de conocimientos y competencias. A partir de esos resultados, se estiman algunos escenarios sobre ganancias potenciales ligadas a diferentes mejoras en esos ámbitos por parte de la población adulta en España, en términos de participación en el mercado de trabajo, desempleo y productividad. Finalmente, se ofrecen las principales conclusiones obtenidas.

## **METODOLOGÍA Y DATOS**

Nuestro propósito es analizar los efectos económicos de la educación en España, en particular los referidos a los logros laborales de los individuos. Para ello, vamos a considerar la decisión

de participar en el mercado de trabajo (actividad), la probabilidad de empleo (empleabilidad y desempleo) y los salarios (productividad) a partir de los datos de PIAAC.

El procedimiento común será plantear especificaciones para explicar esas cuestiones incluyendo como determinantes el nivel máximo de formación educativa alcanzado así como otras variables relativas a características personales igualmente relevantes como el sexo, la edad o la experiencia laboral y la nacionalidad del individuo.

En los análisis sobre participación en el mercado de trabajo y probabilidad de empleo se estiman modelos *probit* para analizar simultáneamente el efecto de cada variable sobre el aspecto de interés. En el caso de la participación se estima un *probit* para la población en edad de trabajar donde la variable dependiente toma el valor 1 para los activos (ocupados o parados) y 0 para los inactivos. En el caso de la probabilidad de empleo la variable dependiente toma el valor 1 para los ocupados y 0 para los parados, controlando por el posible sesgo de selección de muestra mediante una ecuación de participación en el mercado laboral a la Heckman. Para mayor claridad se ofrecen directamente los efectos marginales sobre la probabilidad de cada variable. Estos resultados deben interpretarse como los efectos diferenciales respecto al individuo de referencia que es siempre un varón español de entre 16 y 24 años de edad, con estudios primarios como máximo, sin pareja y sin hijos.

Por su parte, en el análisis de los salarios se estiman por mínimos cuadrados ordinarios ecuaciones salariales de tipo minceriano en los que la variable dependiente es el logaritmo del salario por hora trabajada. Por ello los coeficientes estimados pueden interpretarse como la variación relativa del salario asociada a cada variable en relación con el individuo de referencia, que en este caso es un varón español con estudios primarios como máximo.

En todos los análisis los datos proceden de las encuestas individuales de PIAAC y se ha empleado el procedimiento de remuestreo Jackknife 2 para estimar los errores típicos para 80 múltiples muestras además de para la muestra completa.

En el caso del análisis de la participación en el mercado de trabajo como variables explicativas se incluyen, junto a las relativas al nivel educativo del individuo y su puntuación en PIAAC, otras referidas al sexo, nacionalidad, relación con la actividad de la pareja y número de hijos, que también pueden influir en la decisión de ser activo.

En el caso de las puntuaciones de PIAAC se explora por separado el efecto de la puntuación en comprensión lectora y en matemáticas y también de modo conjunto<sup>2</sup>.

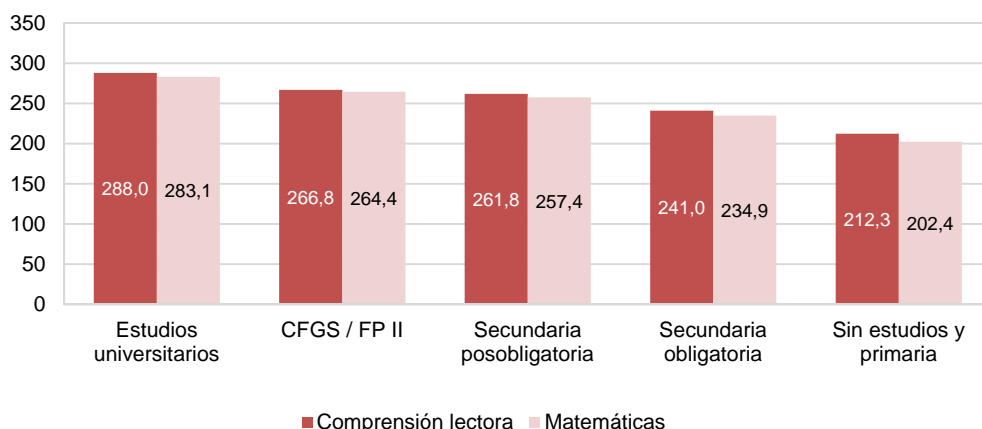
---

<sup>2</sup> Los análisis econométricos se basan en el primer valor plausible de la prueba de matemáticas y comprensión lectora.

## NIVELES EDUCATIVOS Y PUNTUACIONES PIAAC

Los resultados de PIAAC por niveles educativos indican que en España existe una clara asociación positiva entre el máximo nivel educativo completado por el individuo y los resultados obtenidos en comprensión lectora y competencia matemática. La Figura 3.1 y la Tabla 3.1 ilustran la situación para la población ocupada.

Figura 3.1. Puntuación PIAAC en comprensión lectora y matemáticas de los ocupados, por niveles de estudio



Nota: media de los 10 valores plausibles PIAAC.  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Tabla 3.1. Estructura por niveles de estudio de los ocupados ubicados en los 6 niveles de rendimiento PIAAC

	Comprensión lectora						Matemáticas					
	N0	N1	N2	N3	N4	N5	N0	N1	N2	N3	N4	N5
Sin estudios y primaria	51.1	27.2	15.9	4.7	0.6	.	46.4	28.1	14.0	4.3	0.7	.
S. obligatoria	28.9	35.3	26.4	14.2	3.7	.	35.3	33.1	26.2	12.7	4.5	.
S. posobligatoria	13.7	23.3	27.1	23.9	13.6	9.4	13.1	23.4	26.4	24.1	19.6	.
CFGS / FP II	0.9	7.7	10.0	12.6	7.1	.	1.9	7.2	11.3	11.2	9.5	.
Estudios universitarios	5.4	6.5	20.7	44.5	75.0	90.6	3.2	8.3	22.1	47.8	65.6	100.0
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Niveles PIAAC: 0 (menos de 176 puntos), 1 (176-225 puntos), 2 (226-275 puntos), 3 (276-325 puntos), 5 (376-500 puntos).  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Los españoles obtienen en promedio mejores puntuaciones cuanto mayor es su nivel educativo. Esa mejora es progresiva y sistemática con cada uno de los sucesivos niveles de enseñanza, desde los estudios primarios hasta los grados universitarios. Además, se produce en los dos ámbitos clave sometidos a evaluación en el caso español: lectura y matemáticas.

Atendiendo a la estructura por niveles de rendimiento PIAAC, se observan claras diferencias que refuerzan el patrón señalado. Así, entre los universitarios más del 50% se sitúan en el nivel 3 de PIAAC o por encima del mismo. Por el contrario, en el extremo opuesto se encuentra la

población con estudios primarios. Dentro de ese colectivo apenas el 50% alcanza como mucho el nivel 1 de PIAAC.

Sin duda se trata de dos aspectos interrelacionados. Por un lado, cuanto mayor sea la capacidad de la persona más fácil resultará progresar en el sistema educativo y lograr un mayor grado educativo. Por otra parte, dada una capacidad innata, cuanto más progrese una persona en términos de niveles de enseñanza, mayores serán sus posibilidades de ampliar sus conocimientos y competencias.

Por ello, teniendo en cuenta esa compleja interrelación, en el análisis empírico que se presenta y discute a continuación se plantean especificaciones que incluyen solo la variable de nivel educativo, solo la variable de conocimientos y, por último, ambas simultáneamente. Indudablemente, una parte de las diferencias en puntuaciones PIAAC observadas se deberá a diferencias en capacidades innatas previas a la educación. Sin embargo, consideramos que el efecto estimado para esa variable una vez se controla también por el nivel educativo de la persona constituye también un buen indicador del efecto de incrementos en esa variable ligados a la educación.

## **PARTICIPACIÓN EN EL MERCADO DE TRABAJO**

Los resultados de la Tabla 3.2 ofrecen los efectos marginales relativos a la probabilidad de participar en el mercado de trabajo. De entre las características sociodemográficas destaca el papel del sexo y de la edad, mientras que los relativos a la nacionalidad, la situación de la pareja y al número de hijos no resultan significativos. Todo lo demás constante, ser mujer reduce la probabilidad de ser activo en más de 10 puntos. Edades superiores a los 25 años implican un incremento sustancial de la participación, en torno a los 25 puntos, aunque ese incremento pierde la mayor parte de su fuerza al final de la vida laboral (entre los 55 y 65 años).



Tabla 3.2. Efectos marginales de la probabilidad de participación en el mercado laboral

		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Ref: Hombre	Mujer	-0.1398 *** (0.0120)	-0.1270 *** (0.0118)	-0.1185 *** (0.0121)	-0.1176 *** (0.0121)	-0.1379 *** (0.0123)	-0.1330 *** (0.0126)	-0.1309 *** (0.0126)
Ref: Nacional	Extranjero	0.0119 (0.0191)	0.0313 * (0.0185)	0.0344 * (0.0189)	0.0338 * (0.0187)	0.0193 (0.0191)	0.0243 (0.0197)	0.0224 (0.0195)
Ref: 16-24 años	25-34 años	0.2507 *** (0.0127)	0.2757 *** (0.0116)	0.2754 *** (0.0117)	0.2754 *** (0.0117)	0.2524 *** (0.0125)	0.2535 *** (0.0125)	0.2531 *** (0.0126)
	35-44 años	0.2522 *** (0.0165)	0.2801 *** (0.0156)	0.2789 *** (0.0155)	0.2787 *** (0.0155)	0.2548 *** (0.0161)	0.2558 *** (0.0160)	0.2547 *** (0.0161)
	45-54 años	0.2239 *** (0.0160)	0.2484 *** (0.0152)	0.2500 *** (0.0152)	0.2498 *** (0.0152)	0.2278 *** (0.0158)	0.2303 *** (0.0157)	0.2293 *** (0.0158)
	55-65 años	0.0477 * (0.0246)	0.0874 *** (0.0243)	0.0886 *** (0.0247)	0.0876 *** (0.0246)	0.0577 ** (0.0244)	0.0623 ** (0.0245)	0.0584 ** (0.0246)
Ref: Sin pareja	Ocupada a t. compl.	0.0296 (0.0186)	0.0378 ** (0.0186)	0.0335 * (0.0189)	0.0336 * (0.0189)	0.0272 (0.0185)	0.0248 (0.0187)	0.0249 (0.0187)
	Ocupada a t. parcial	0.1199 *** (0.0239)	0.1243 *** (0.0250)	0.1229 *** (0.0248)	0.1230 *** (0.0248)	0.1186 *** (0.0242)	0.1176 *** (0.0242)	0.1177 *** (0.0241)
	Desemp.	0.0184 (0.0257)	0.0152 (0.0266)	0.0051 (0.0271)	0.0036 (0.0269)	0.0195 (0.0255)	0.0150 (0.0257)	0.0112 (0.0256)
	Estudiante	0.1196 (0.2794)	0.1580 (0.2062)	0.1473 (0.2255)	0.1457 (0.2282)	0.1240 (0.2694)	0.1212 (0.2733)	0.1158 (0.2822)
	Aprendiz	-0.4137 ** (0.1992)	-0.3111 * (0.1777)	-0.3434 * (0.1821)	-0.3463 * (0.1824)	-0.4081 ** (0.1941)	-0.4159 ** (0.1938)	-0.4253 ** (0.1953)
	Jubilada	-0.1936 *** (0.0417)	-0.2073 *** (0.0430)	-0.2054 *** (0.0424)	-0.2048 *** (0.0425)	-0.1968 *** (0.0422)	-0.1977 *** (0.0419)	-0.1961 *** (0.0419)
	Discap. Perm.	-0.0374 (0.0813)	-0.0637 (0.0880)	-0.0509 (0.0862)	-0.0486 (0.0859)	-0.0443 (0.0832)	-0.0420 (0.0830)	-0.0354 (0.0817)
	Tareas domést.	-0.0175 (0.0301)	-0.0231 (0.0306)	-0.0272 (0.0307)	-0.0276 (0.0307)	-0.0185 (0.0300)	-0.0209 (0.0301)	-0.0220 (0.0301)
	Otros	-0.1090 (0.0921)	-0.1063 (0.0898)	-0.1130 (0.0931)	-0.1131 (0.0934)	-0.1131 (0.0925)	-0.1173 (0.0941)	-0.1173 (0.0947)
	Ref: Sin hijos	1 hijo	0.0083 (0.0259)	-0.0004 (0.0263)	-0.0009 (0.0263)	-0.0013 (0.0264)	0.0095 (0.0257)	0.0096 (0.0257)
2 hijos		0.0088 (0.0245)	-0.0082 (0.0249)	-0.0083 (0.0247)	-0.0087 (0.0248)	0.0094 (0.0244)	0.0091 (0.0243)	0.0084 (0.0244)
3 hijos		-0.0294 (0.0304)	-0.0553 * (0.0321)	-0.0524 (0.0316)	-0.0525 * (0.0315)	-0.0295 (0.0306)	-0.0292 (0.0304)	-0.0290 (0.0303)
4 o más hijos		-0.0331 (0.0368)	-0.0634 (0.0383)	-0.0562 (0.0377)	-0.0563 (0.0378)	-0.0313 (0.0366)	-0.0292 (0.0363)	-0.0289 (0.0363)
Ref: Sin estudios y primaria	S. obligatoria	0.0704 *** (0.0153)				0.0632 *** (0.0161)	0.0564 *** (0.0167)	0.0570 *** (0.0166)
	S. posoblig.	0.0948 *** (0.0164)				0.0819 *** (0.0185)	0.0702 *** (0.0192)	0.0713 *** (0.0191)
	CFGS / FP II	0.1484 *** (0.0173)				0.1386 *** (0.0187)	0.1292 *** (0.0195)	0.1299 *** (0.0194)
	E. Universit.	0.1990 *** (0.0147)				0.1838 *** (0.0179)	0.1718 *** (0.0180)	0.1747 *** (0.0182)
	Punt. comp. lect.		0.0010 *** (0.0001)		-0.0002 (0.0003)	0.0003 ** (0.0002)		-0.0004 (0.0003)
	Punt. matemát.			0.0012 *** (0.0001)	0.0013 *** (0.0003)		0.0005 *** (0.0002)	0.0009 *** (0.0003)
	N	5951	5956	5956	5956	5951	5951	5951
	F	56.74	58.31	64.60	67.24	52.63	51.92	55.84

\*\*\*, \*\*, \*: Significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Por lo que respecta al efecto de la educación, los resultados de la columna 1 muestran un efecto positivo significativo de la educación, creciente con cada nivel educativo adicional alcanzado. Así, todo lo demás constante, haber completado la enseñanza obligatoria supone 7 puntos más de probabilidad de participar respecto a carecer de ella. Ese incremento llega a los

20 puntos en el caso de tener estudios universitarios. Estos resultados confirman la fuerte asociación entre educación y actividad mostrada en estudios previos a partir de otras fuentes estadísticas para el caso español, como Pastor et al. (2007).

Sustituyendo la variable de nivel educativo por las puntuaciones de PIAAC en comprensión lectora (columna 2) o matemáticas (columna 3) podemos observar que existe una relación positiva y significativa entre el nivel de conocimientos del individuo y su decisión de participar en el mercado de trabajo. Al tener en cuenta ambos tipos de competencia simultáneamente (columna 4) los efectos positivos de la comprensión lectora dejan de ser significativos, pero se mantienen en el caso de las matemáticas. Este resultado no es extraño teniendo en cuenta la relación positiva que cabe esperar entre una mejor comprensión lectora y una mayor competencia matemática, dos dimensiones clave de un mayor nivel de capital humano. En cualquier caso resulta un primer indicio del especial peso de la segunda de las mismas en el ámbito laboral. La diferencia entre alcanzar los niveles superiores de PIAAC (niveles 4 y 5) y estar en el nivel inferior (nivel 0) llega a ser de 19 puntos porcentuales de probabilidad de participar<sup>3</sup>.

Las columnas 5-7 incluyen a la vez los dos tipos de variables relativas al capital humano: niveles educativos completados y puntuaciones PIAAC. Los resultados indican que ambos tienen efectos positivos significativos sobre la actividad con independencia de que se considere el nivel de comprensión lectora o el relativo a las matemáticas. Esto es, cualquiera que sea el nivel de conocimientos mostrado en PIAAC, a mayor nivel educativo del individuo mayor es la probabilidad de participar en el mercado de trabajo. Del mismo modo, cualquiera que sea el nivel educativo del individuo, un mayor nivel de conocimientos impulsa igualmente esa probabilidad. La inclusión de las variables PIAAC, sin embargo, tiende a reducir el efecto atribuido al nivel educativo, que ahora resulta ser aproximadamente una décima parte inferior al estimado anteriormente sin considerar la información sobre los conocimientos de los individuos (columna 1).

Estos resultados indican que el capital humano del individuo es un factor muy importante en la decisión de participar en el mercado de trabajo. La actividad respondería positivamente a una mayor cantidad de educación (más años de escolarización del individuo), pero la intensidad de esa respuesta aumentaría sustancialmente con la efectividad de esa educación, siendo creciente asimismo con la calidad de la educación y los conocimientos y competencias adquiridos a través de la misma. Así, por ejemplo, dados los niveles educativos completados por los individuos, pasar del nivel 0 de PIAAC al nivel 4 de PIAAC supondría en torno a 12 puntos adicionales de probabilidad de ser activo.

---

<sup>3</sup> Los resultados de los efectos marginales de ser activo teniendo en cuenta los niveles de rendimiento PIAAC en lugar de las puntuaciones no se incluyen en este artículo, pero están disponibles bajo petición a los autores.

## PROBABILIDAD DE EMPLEO

La Tabla 3.3 muestra los resultados del análisis de los determinantes de la probabilidad de estar ocupado. Son los resultados de estimar *probits* que incorporan una ecuación de participación a la Heckman que incluye como variables explicativas características personales adicionales no incluidas en la especificación de la probabilidad de ocupación, como la situación de la pareja. Los resultados obtenidos con un *probit* simple de probabilidad de empleo son similares.

La columna 1 ofrece los resultados sin incluir ninguna variable PIAAC. Las estimaciones obtenidas en ese caso indican que no existen diferencias significativas en la probabilidad de empleo ligadas al sexo, mientras que *ceteris paribus* la de los extranjeros sería 7 puntos menor que la de los españoles. Los coeficientes por cohorte de edad apuntan a la existencia de disparidades significativas, con una probabilidad de empleo que registraría el mínimo para el grupo de referencia, de 16 a 19 años, e iría aumentando posteriormente con la edad.

Tabla 3.3. Efectos marginales de la probabilidad de estar ocupado

		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Ref:	Mujer	-0.0024	0.0129	0.0214	0.0230 *	0.0019	0.0095	0.0115
	Hombre	(0.0162)	(0.0131)	(0.0134)	(0.0136)	(0.0131)	(0.0132)	(0.0133)
Ref:	Extranjero	-0.0701 ***	-0.0507 ***	-0.0430 **	-0.0445 **	-0.0559 ***	-0.0471 **	-0.0498 **
	Nacional	(0.0261)	(0.0195)	(0.0205)	(0.0206)	(0.0199)	(0.0201)	(0.0201)
Ref: 16-24 años	25-34 años	0.1368 ***	0.1363 ***	0.1359 ***	0.1357 ***	0.1375 ***	0.1368 ***	0.1362 ***
		(0.0517)	(0.0181)	(0.0200)	(0.0208)	(0.0203)	(0.0204)	(0.0203)
	35-44 años	0.1656 ***	0.1633 ***	0.1611 ***	0.1596 ***	0.1689 ***	0.1670 ***	0.1643 ***
		(0.0564)	(0.0176)	(0.0197)	(0.0200)	(0.0198)	(0.0196)	(0.0197)
	45-54 años	0.1918 ***	0.1884 ***	0.1923 ***	0.1911 ***	0.1985 ***	0.2010 ***	0.1989 ***
	(0.0579)	(0.0191)	(0.0209)	(0.0211)	(0.0220)	(0.0214)	(0.0216)	
	55-65 años	0.2255 ***	0.2462 ***	0.2501 ***	0.2475 ***	0.2393 ***	0.2433 ***	0.2384 ***
		(0.0869)	(0.0243)	(0.0251)	(0.0255)	(0.0346)	(0.0314)	(0.0331)
Ref: Sin estudios y primaria	S. obligatoria	0.0327 *				0.0210	0.0132	0.0150
		(0.0198)				(0.0165)	(0.0171)	(0.0174)
	S. posoblig.	0.1299 ***				0.1065 ***	0.0888 ***	0.0914 ***
		(0.0390)				(0.0198)	(0.0209)	(0.0208)
	CFGs / FP II	0.1372 **				0.1119 ***	0.0925 ***	0.0953 ***
		(0.0544)				(0.0287)	(0.0294)	(0.0295)
	E. Universit.	0.2075 ***				0.1704 ***	0.1465 ***	0.1531 ***
		(0.0702)				(0.0245)	(0.0242)	(0.0244)
	Punt. comp. lect.		0.0011 ***		-0.0004	0.0005 ***		-0.0006 **
			(0.0001)		(0.0003)	(0.0002)		(0.0003)
	Punt. matemát.			0.0013 ***	0.0016 ***		0.0009 ***	0.0013 ***
				(0.0001)	(0.0003)		(0.0002)	(0.0003)
	N	5951	5951	5951	5951	5951	5951	5951
	F	8.48	19.52	22.32	17.47	14.58	16.90	16.70

\*\*\*, \*\*, \*: Significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

El nivel educativo aparece como un determinante fundamental de la probabilidad de empleo en España. Las estimaciones obtenidas indican que no habría diferencias sustanciales entre tener los estudios obligatorios o carecer de ellos, pero la probabilidad aumentaría significativamente con la realización de estudios posobligatorios. Haber completado estudios secundarios posobligatorios o formación profesional de grado superior supondría 13 puntos

más de probabilidad de empleo. Un grado universitario ampliaría esa diferencia más allá de los 20 puntos porcentuales.

Cuando se utilizan especificaciones alternativas, sin variables de nivel educativo e incluyendo variables de puntuación PIAAC (columnas 2-4), se mantienen los efectos del resto de variables, mientras que la comprensión lectora y la competencia matemática se muestran como factores determinantes positivos de la probabilidad de empleo, siendo algo mayor el efecto estimado en el caso de la competencia matemática. Al introducir ambas variables las matemáticas mantendrían su efecto positivo, perdiéndolo la variable de comprensión lectora.

Al incluir tanto variables de nivel educativo como variables de conocimientos (columnas 5-7) los resultados indican la existencia de efectos positivos sobre la probabilidad de empleo en ambos casos. Añadir la puntuación en comprensión lectora reduce parcialmente los efectos positivos de los estudios posobligatorios y universitarios (que caen hasta los 11 y 17 puntos, respectivamente), pero mantienen su significatividad. Por su parte, el efecto de la comprensión lectora continuaría siendo también significativo, pero su magnitud sería menos de la mitad de la estimada sin incluir variables educativas. Las diferencias entre alcanzar los niveles más elevados de PIAAC (niveles 4 o 5) o mantenerse en el más bajo (nivel 0) superarían los 11 puntos porcentuales.

En el caso de las competencias matemáticas sucede algo parecido. Los niveles educativos siguen asociados a diferencias significativas en la probabilidad de empleo, pero esas diferencias son de menor magnitud. Ahora son inferiores hasta en un tercio respecto a las estimadas sin considerar las puntuaciones de PIAAC. La propia variable de matemáticas continuaría siendo significativa, aunque el efecto se reduce en un tercio en comparación con la estimación sin variables educativas. La diferencia entre alcanzar los niveles más elevados de PIAAC (niveles 4 o 5) o mantenerse en el más bajo (nivel 0) alcanzarían prácticamente los 20 puntos porcentuales.

Cuando a las variables educativas se añaden las dos puntuaciones de PIAAC (comprensión lectora y matemáticas) los niveles educativos resultan significativos y con efectos de magnitud similar a los obtenidos cuando se consideran solo las puntuaciones de matemáticas. Las matemáticas continúan teniendo un efecto significativo positivo cuya magnitud se ve incrementada. Por el contrario el signo del efecto de la comprensión lectora pasa a ser negativo. Un análisis más detallado de la probabilidad de empleo por niveles PIAAC indica que, dado un determinado nivel de competencia matemática, las mejoras básicas en comprensión lectora (pasar del nivel 0 en ese ámbito al 1 o al 2) son más importantes que mejoras adicionales. Por otro lado, dado un determinado nivel de comprensión lectora, las mejoras en competencias matemáticas más relevantes para la probabilidad de empleo son las que se refieren a alcanzar niveles más elevados en ese ámbito (nivel 3 o superiores).

## SALARIOS

La Tabla 3.4 ofrece los resultados de ecuaciones salariales que incluyen como determinantes variables relativas a las características personales del trabajador. La educación se incluye a través de la variable de años de escolarización y la experiencia laboral mediante la variable PIAAC de años con trabajo remunerado<sup>4</sup> y años con trabajo remunerado al cuadrado. La columna 1 corresponde al caso estándar en el que no se consideran variables de nivel de conocimiento. Los resultados acerca del efecto de aspectos como el sexo y la nacionalidad son coherentes con los obtenidos habitualmente en este tipo de estudios. Todo lo demás constante, ser mujer y ser extranjero tiene efectos negativos significativos y sustanciales, del 14% y del 15% respectivamente respecto al caso de los hombres y los trabajadores de nacionalidad española. El capital humano del individuo tiene un efecto positivo muy significativo sobre el salario. Así, el salario aumenta inicialmente con los años de experiencia laboral, pero a un ritmo progresivamente menos intenso (captado por la variable de experiencia al cuadrado). Se trata de un perfil también coherente con la literatura previa al respecto. Por su parte, la cantidad de educación tiene un efecto positivo significativo ya que, *ceteris paribus*, cada año adicional de estudios supone un aumento medio del 7,1% de los salarios. Esa tasa de rendimiento de los años de estudio es semejante a la obtenida en estudios previos del caso español a partir de otras fuentes estadísticas como la Encuesta de Estructura Salarial. Los resultados de Jimeno et al. (2013) en este mismo volumen para el caso español indican que las competencias aumentan con el nivel educativo, mientras que la experiencia laboral guarda una relación positiva con ellas solo en el caso de los trabajadores con menor nivel de estudios.

---

4 Los ejercicios de regresiones salariales se han realizado también sustituyendo la variable de años de trabajo remunerado por la variable de experiencia potencial, calculada como: edad-años de estudios-6 (edad-16 en caso de que la anterior especificación diese como resultado individuos que pudiesen haber entrado a trabajar antes de los 16 años). Los resultados son muy similares tanto para los coeficientes de experiencia como para el resto de variables explicativas.

Tabla 3.4. Regresiones salariales con años de estudio como variable explicativa. Variable dependiente: logaritmo del salario por hora trabajada

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Ref: Mujer	-0.1448 *** (0.0182)	-0.0713 *** (0.0197)	-0.0472 ** (0.0194)	-0.0520 *** (0.0192)	-0.1284 *** (0.0184)	-0.1155 *** (0.0184)	-0.1155 *** (0.0183)
Ref: Hombre							
Ref: Extranjero	-0.1545 *** (0.0354)	-0.1040 *** (0.0329)	-0.0983 *** (0.0313)	-0.0919 *** (0.0317)	-0.1214 *** (0.0342)	-0.1140 *** (0.0332)	-0.1140 *** (0.0335)
Nacional							
Exper.	0.0202 *** (0.0036)	0.0219 *** (0.0037)	0.0205 *** (0.0038)	0.0208 *** (0.0038)	0.0202 *** (0.0036)	0.0197 *** (0.0036)	0.0197 *** (0.0036)
Exper. <sup>2</sup>	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0003 *** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)
Años de estudio	0.0711 *** (0.0029)				0.0627 *** (0.0035)	0.0608 *** (0.0035)	0.0608 *** (0.0036)
Punt. c. lect.		0.0037 *** (0.0003)		0.0013 *** (0.0005)	0.0013 *** (0.0003)		0.0000 (0.0004)
Punt. matemát.			0.0038 *** (0.0003)	0.0027 *** (0.0005)		0.0015 *** (0.0003)	0.0015 *** (0.0004)
Constante	1.1289 *** (0.0479)	0.9737 *** (0.0845)	0.9790 *** (0.0815)	0.9069 *** (0.0872)	0.8731 *** (0.0749)	0.8373 *** (0.0752)	0.8374 *** (0.0780)
N	2506	2507	2507	2507	2506	2506	2506
R <sup>2</sup>	0.3023	0.1862	0.1976	0.2011	0.3114	0.3162	0.3162
F	165.97	72.98	76.55	63.72	140.87	143.24	121.76

\*\*\*, \*\*, \*: Significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Sustituir la variable de años de estudios por variables de conocimientos a partir de las puntuaciones PIAAC apenas influye en el efecto estimado de la experiencia laboral (columnas 2-4). El sexo y la nacionalidad del trabajador siguen siendo significativos, pero los efectos sobre el salario se reducen de modo sustancial (a la mitad en el primer caso, en un tercio en el segundo). Los conocimientos del individuo tienen un efecto positivo significativo sobre el salario. Al considerar cada ámbito de conocimientos por separado, las estimaciones obtenidas indican que cada punto adicional en comprensión lectora aumenta el salario un 0,37%, efecto muy similar al de un punto adicional en competencia matemática (0,38%). Al considerar simultáneamente ambos tipos de conocimiento, los dos siguen teniendo efectos positivos y significativos sobre el salario, aunque los de las competencias matemáticas son de mayor magnitud. Por cada punto PIAAC en matemáticas habría un 0,27% más de salario, mientras que cada punto de comprensión lectora supondría un 0,13% adicional.

La significatividad de los años de estudios es robusta a la consideración de los conocimientos del individuo y la de los conocimientos a la inclusión de los años de estudios, tal y como indican las estimaciones que incorporan ambas dimensiones simultáneamente (columnas 5-7). Sin embargo, la magnitud estimada de todos los efectos resulta ahora menor. El rendimiento salarial por año de estudios cae un punto respecto al 7,1% estimado previamente y se sitúa ligeramente por encima del 6%. La caída del efecto de las variables de conocimientos es, en términos relativos, todavía más acusada y se reduce a menos de la mitad de los efectos estimados previamente. El efecto por cada punto de comprensión lectora sería del 0,13% y el de las matemáticas del 0,15%. Al considerar ambas cuestiones a la vez, las matemáticas mantendrían su efecto, mientras que la comprensión lectora dejaría de ser significativa.

Utilizar la variable años de estudios supone considerar que el rendimiento de un año de estudios es siempre el mismo a lo largo de los sucesivos niveles de enseñanza a través de los que pasa el individuo. Cada año de primaria aportaría lo mismo que cada año de secundaria o de estudios superiores. En la medida que la realidad diverja de esa hipótesis, las estimaciones se verán condicionadas por esa circunstancia.

Si en vez de imponer un rendimiento constante de la educación (usando la variable años de estudio) se permite que pueda variar según el nivel educativo, se obtienen los resultados de la Tabla 3.5. Estos resultados confirman que el salario crece progresivamente con el nivel educativo. El efecto de completar la enseñanza obligatoria no sería significativo respecto a tener estudios primarios, pero los estudios posobligatorios de secundaria supondrían, *ceteris paribus*, un 27% más de salario, completar estudios superiores no universitarios un 30% y a un grado universitario correspondería un salario un 67% mayor.

Considerando las puntuaciones individuales de PIAAC en vez de los niveles educativos para estimar las ecuaciones salariales, se obtienen los resultados de las columnas 2-4. El efecto estimado del resto de variables se mantiene, aunque se aprecia un descenso importante en el correspondiente al sexo, especialmente al incluir la variable PIAAC de matemáticas, ya que cae a menos de la mitad del obtenido incluyendo las variables educativas. Las puntuaciones PIAAC tienen un efecto positivo y significativo, siendo la magnitud del mismo muy parecida tanto si se trata de comprensión lectora como de matemáticas. Por cada punto adicional el salario crecería cerca de un 0,4%. Cuando se incluyen las dos variables a la vez (columna 4) ambas continúan siendo significativas, aunque resulta más intenso en el caso de las matemáticas. El salario crecería aproximadamente un 0,1% por cada punto PIAAC adicional de comprensión lectora y en torno al 0,3% por cada punto PIAAC en matemáticas. El efecto agregado de un punto más en todo tipo de conocimiento se mantendría entre un 0,3% y un 0,4%.

Tabla 3.5. Regresiones salariales con niveles de estudio como variable explicativa. Variable dependiente: logaritmo del salario por hora trabajada

		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Ref:	Mujer	-0.1576 *** (0.0186)	-0.0713 *** (0.0197)	-0.0472 ** (0.0194)	-0.0520 *** (0.0192)	-0.1407 *** (0.0187)	-0.1271 *** (0.0187)	-0.1269 *** (0.0186)
Ref:	Hombre							
Ref:	Extranjero	-0.1422 *** (0.0339)	-0.1040 *** (0.0329)	-0.0983 *** (0.0313)	-0.0919 *** (0.0317)	-0.1101 *** (0.0326)	-0.1011 *** (0.0317)	-0.1016 *** (0.0319)
	Nacional							
	Exper.	0.0208 *** (0.0034)	0.0219 *** (0.0037)	0.0205 *** (0.0038)	0.0208 *** (0.0038)	0.0207 *** (0.0034)	0.0201 *** (0.0034)	0.0201 *** (0.0034)
	Exper. <sup>2</sup>	-0.0002 *** (0.0001)	-0.0003 *** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 *** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)	-0.0002 ** (0.0001)
	S. oblig.	0.0481 (0.0310)				0.0239 (0.0329)	0.0135 (0.0335)	0.0137 (0.0334)
Ref: Sin estudios y primaria	S. posoblig.	0.2728 *** (0.0332)				0.2245 *** (0.0353)	0.2031 *** (0.0362)	0.2034 *** (0.0361)
	CFGS / FP II	0.2998 *** (0.0338)				0.2485 *** (0.0368)	0.2262 *** (0.0381)	0.2265 *** (0.0380)
	E. Univers.	0.6677 *** (0.0344)				0.5854 *** (0.0399)	0.5614 *** (0.0411)	0.5625 *** (0.0411)
	Punt. c. lect.		0.0037 *** (0.0003)		0.0013 *** (0.0005)	0.0013 *** (0.0003)		-0.0001 (0.0004)
	Punt. matemát.			0.0038 *** (0.0003)	0.0027 *** (0.0005)		0.0015 *** (0.0003)	0.0016 *** (0.0004)
	Constante	1.6981 *** (0.0384)	0.9737 *** (0.0845)	0.9790 *** (0.0815)	0.9069 *** (0.0872)	1.3975 *** (0.0766)	1.3453 *** (0.0786)	1.3512 *** (0.0806)
	N	2506	2507	2507	2507	2506	2506	2506
	R <sup>2</sup>	0.3244	0.1862	0.1976	0.2011	0.3330	0.3382	0.3382
	F	106.48	72.98	76.55	63.72	96.75	97.64	87.19

\*\*\*, \*\*, \*: Significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Estos resultados confirman que los conocimientos son un determinante muy relevante de los salarios, especialmente las competencias matemáticas, que parecen ser las más decisivas de cara a impulsar la productividad del trabajador. Sin embargo, no parecen ser capaces de sustituir completamente el papel de las variables educativas en la explicación del comportamiento de los salarios. En las columnas 5-7 se incluyen a la vez puntuaciones PIAAC y variables educativas. Ambas tienen efectos positivos significativos en los salarios. El salario es creciente con el nivel educativo cualquiera que sea el nivel de competencias reflejado por PIAAC y también es creciente con las puntuaciones de PIAAC con independencia de cuál sea el nivel educativo completado por el individuo. La magnitud de los efectos es, sin embargo, menor que cuando se contemplaban por separado. Los efectos positivos de realizar estudios posteriores a los obligatorios se reducen entre una quinta y una sexta parte. Según estas estimaciones los estudios posobligatorios de secundaria supondrían, *ceteris paribus*, un 20% más de salario, completar estudios superiores no universitarios un 22% y a un grado universitario correspondería un salario un 56% mayor. El efecto de mejores puntuaciones PIAAC cae apreciablemente y se reduce a la mitad del estimado anteriormente. Por cada punto PIAAC adicional en matemáticas el salario crecería, pero solo en torno a un 0,16%.

Podemos mostrar ese efecto en otros términos de modo tentativo y con la debida cautela. Si supusiésemos que la equivalencia entre un año de estudios y la puntuación PIAAC es similar a la de PISA, un curso equivaldría aproximadamente a 40 puntos. De acuerdo a las estimaciones de la columna 7 de la Tabla 3.4, un año de estudios adicional significaría, *ceteris paribus*, un



6,1% más de salario. Por otra parte, 40 puntos adicionales PIAAC en matemáticas supondrían, *ceteris paribus*, un 6% más de salario<sup>5</sup>. El aprendizaje efectivo podría, por tanto, duplicar el rendimiento salarial de un curso escolar.

El mayor efecto de las matemáticas respecto a la comprensión lectora es consistente con los obtenidos al analizar la relación entre el crecimiento económico de los países y sus niveles de estudios y competencias, Hanushek y Woessmann (2011). Por otra parte, en ese tipo de estudios sobre el crecimiento resulta habitual que al introducir como variable explicativa el nivel de competencias la variable de nivel de estudios deje de ser significativa. En nuestro caso eso no sucede, tan solo se reduce su efecto. Algo similar obtienen otros trabajos al analizar los determinantes de los salarios, como Denny et al. (2004) o Hanushek y Zang (2009). Hay que tener en cuenta que en los análisis internacionales se utilizan como variable de competencias las puntuaciones homogéneas de pruebas especialmente diseñadas para ese caso, mientras que las diferencias entre los sistemas de enseñanza entre países en cuanto a estructura, contenidos y grados concedidos pueden ser muy sustanciales. Eso podría afectar a los resultados en términos de la significatividad relativa de la variable de nivel de estudios en comparación con la de competencias, medida con mayor precisión. Ese problema debería ser mucho menor cuando se analiza el caso de un país.

La imagen obtenida con el análisis de los salarios es semejante a la ya comentada respecto a los otros aspectos de la inserción laboral del individuo discutidos previamente. Ante todo, la educación tiene efectos positivos significativos y muy sustanciales. Una parte de ellos está estrechamente relacionada con la cantidad de educación, cuya importancia se mantiene, algo atenuada, aunque se tengan en cuenta los conocimientos y competencias lectoras y matemáticas de las personas. Los resultados de Villar (2013), en este mismo volumen, apuntan a la educación como variable clave en el nivel de competencia matemática de modo similar a lo que Desjardins (2003) obtenía para la comprensión lectora. Por otra parte, el efecto de la cantidad de educación parece condicionado por la calidad del propio proceso formativo. Cuanto mayor sea el éxito en transformar el tiempo empleado en conseguir más conocimientos y competencias más desarrolladas, a un mismo periodo de escolarización le corresponde una mayor capacidad productiva y, por tanto, un salario claramente mayor. Desde un punto de vista alternativo, los resultados también indican que aunque una mayor capacidad innata del individuo tenga por sí misma un efecto positivo, ese efecto aumenta considerablemente si va acompañada de un mayor nivel educativo. No deja de ser razonable que los sucesivos niveles de enseñanza, por ejemplo los diferentes grados universitarios, aporten al individuo conocimientos y competencias útiles, genéricas o específicas, para su carrera laboral más allá de lo que es la pura comprensión lectora o las matemáticas.

---

<sup>5</sup> Por otra parte, la diferencia entre la puntuación media de España en matemáticas (246) y la de los países mejor posicionados como Japón (288) o Finlandia (282) ronda los 40 puntos. Llegar a esos niveles, sin cambios en los niveles educativos, supondría un incremento en torno al 6% en los salarios (columna 7, tabla 4). Hacerlo con aumentos en los niveles de estudios acordes a la mejora de competencias (columna 3, tabla 4) supondría un incremento salarial en torno al 15%.

## EFFECTOS DE LA MEJORA EN LAS COMPETENCIAS: ALGUNOS ESCENARIOS

Los efectos de los niveles educativos y de los niveles de competencias y conocimientos estimados anteriormente a nivel individual tienen su contrapartida en el comportamiento agregado del mercado de trabajo y de la economía en su conjunto. A continuación, se propone una aproximación a la estimación de las consecuencias que tendrían a nivel agregado diferentes mejoras en el dominio de las competencias de la población española. Los resultados de esas simulaciones constituyen un punto de referencia de interés para evaluar la importancia potencial de políticas que supongan un progreso real en ese ámbito.

Las simulaciones se llevan a cabo bajo el supuesto de que, tras la mejoras, se mantienen los efectos individuales estimados previamente. Hay que tomar los resultados con cautela ya que su propósito es simplemente ofrecer una aproximación inicial de las posibles ganancias. Así, por ejemplo, la mejora generalizada de los niveles de conocimientos y competencias de los españoles implicaría un cambio en la oferta relativa de diferentes tipos de trabajadores y eso podría reducir algunos de los beneficios salariales o de probabilidad de empleo estimados previamente. Por otra parte, tal y como se sugiere en Acemoglu (1998), podría suponer un impulso del progreso técnico incrementando a largo plazo, *ceteris paribus*, los efectos estimados. Ninguna de esas posibilidades ha sido tenida en cuenta en las simulaciones efectuadas.

Los escenarios considerados corresponden a cambios en los que se suponen mejoras generalizadas de distinta intensidad que conllevan el movimiento de determinada parte de la población desde cada nivel de rendimiento PIAAC en competencia matemática al siguiente más elevado: desde el 0 al 1, desde el 1 al 2, desde el 2 al 3 y desde el 3 al 4.

La Tabla 3.6 ofrece los efectos estimados en términos de cambios en las tasas de actividad y paro, así como en términos del cambio relativo de la productividad. Para ello se han utilizado los resultados de los análisis previos de los determinantes de salarios, probabilidad de participación y probabilidad de ocupación. Se han considerado dos casos. El primero de ellos corresponde a los efectos estimados de las puntuaciones PIAAC sin tener en cuenta los niveles educativos completados por los individuos. El segundo caso se obtiene a partir de los efectos estimados de las puntuaciones PIAAC para unos niveles de educación dados que se suponen constantes aunque la población se mueva de unos niveles PIAAC a otros.

Tabla 3.6. Efectos agregados estimados para distintos escenarios de mejora en las puntuaciones PIAAC

Pasa desde cada nivel al siguiente:	Sin considerar los niveles educativos			Dados los niveles educativos		
	Tasa de actividad	Tasa de paro	Productividad	Tasa de actividad	Tasa de paro	Productividad
1% de la población	0.19	-0.29	0.63	0.12	0.20	0.24
5% de la población	0.95	-1.47	3.17	0.59	1.00	1.20
15% de la población	2.85	-4.42	9.50	1.76	2.99	3.60

Resultados referidos a cambios en las puntuaciones de matemáticas. Tasas de actividad y de paro variaciones en puntos porcentuales. Productividad variación porcentual en %.

Los resultados del primer caso muestran que mejoras generalizadas en los niveles de conocimientos de los españoles tendrían efectos agregados positivos impulsando la tasa de actividad y la productividad y reduciendo la tasa de paro. La intensidad de esos beneficios estimados depende de la magnitud de la mejora en conocimientos considerada. Para mejoras muy pequeñas los efectos son también modestos. Así, bajo el supuesto de que solo un 1 por ciento de la población sube de nivel PIAAC, el cambio en las tasas de actividad y de paro sería solo de un par de décimas y la mejora de la productividad sería del 0,6%. Con cambios más sustanciales los beneficios serían más apreciables. Así, si el cambio de nivel afectase a un 15% de la población, el incremento de la tasa de actividad y el descenso de la tasa de paro superarían holgadamente los 2 puntos porcentuales, mientras que la productividad aumentaría cerca de un 10%.

Tras estos resultados estimados está el supuesto implícito de que los niveles educativos habrían cambiado a su vez acompañando a las mejoras simuladas de las puntuaciones PIAAC. Cuando eso no es así, utilizando los efectos estimados de las puntuaciones PIAAC condicionados a los niveles educativos existentes, se obtienen escenarios con beneficios significativamente más moderados. En el caso del cambio supuesto del 15% de la población, la productividad mejoraría bastante menos, un 3,65%. El incremento de la tasa de actividad y el descenso de la tasa de paro serían inferiores en más de un punto porcentual a los comentados anteriormente.

La elevada temporalidad del mercado de trabajo español complica el acercamiento a esos escenarios más positivos. Los resultados de Cabrales et al. (2013), en este mismo volumen, indican que recibir formación ocupacional aumenta las competencias del trabajador y que tener contrato temporal reduce la probabilidad de recibir ese tipo de formación. Por otra parte, los resultados de Robles (2013), también en este mismo volumen, muestran el efecto negativo y significativo que ha tenido la LOGSE sobre el nivel de competencias matemáticas y resultan también preocupantes. La mejora de resultados exigirá seguramente cambios tanto en el sistema educativo como en la regulación del mercado de trabajo en España.

## CONCLUSIONES

La participación de España en el estudio PIAAC sobre conocimientos y competencias de la población adulta permite valorar, con las debidas cautelas, los efectos económicos de la educación en nuestro país teniendo en cuenta aspectos relacionados con la calidad de la enseñanza y no solo con la cantidad de educación recibida o los años de escolarización.

Los resultados obtenidos indican que los niveles alcanzados en comprensión lectora y en competencias matemáticas influyen de modo significativo y positivo en los resultados laborales de los españoles, mejorando su inserción en el mercado de trabajo y propiciando una mejor carrera laboral, menos expuesta al desempleo y caracterizada por mayores salarios.

Esto indica que el mero aumento cuantitativo del sistema educativo y su expansión, abarcando a partes cada vez más amplias de la población, ofrecerá resultados menos satisfactorios para los estudiantes y el conjunto de la sociedad si no va acompañado por un esfuerzo decidido en la mejora de la calidad. En consonancia con ese resultado los efectos que cabe atribuir a completar sucesivos niveles de enseñanza se ven reducidos de forma apreciable cuando se tienen en cuenta las puntuaciones PIAAC.

Sin embargo, las puntuaciones PIAAC no sustituyen totalmente el papel del nivel educativo como determinante de la situación laboral del individuo. Dados unos niveles de comprensión lectora y de competencias matemáticas, un mayor nivel educativo supone más participación en el mercado de trabajo, menos probabilidad de desempleo y mayores salarios. Los efectos asociados al dominio de las competencias matemáticas son especialmente positivos y significativos en comparación con los de la comprensión lectora.

Las simulaciones efectuadas muestran que políticas que impulsen un mejor funcionamiento del mercado de trabajo y del sistema educativo, con mejores resultados en términos de los conocimientos y competencias conseguidos por los estudiantes, pueden tener efectos positivos apreciables sobre las tasas de actividad y desempleo, así como sobre la productividad del trabajo y, en definitiva, sobre la renta per cápita y los niveles de vida de la población.

## REFERENCIAS

- Acemoglu, D. (1998). Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality. *The Quarterly Journal of Economics*, 113(4), 1055-1089.
- Becker, G. (1964). *Human Capital*. Nueva York. Columbia University Press.
- Card, D. (1999). The casual effects of education on earnings. En *Handbook of Labor Economics* (eds. A. Ashenfelter y D. Card), 1801-1863. Amsterdam: North Holland.
- Cabrales, A., Dolado J.J. y Mora, R. (2013). Dualidad laboral y déficit de formación en el empleo: evidencia sobre España con datos de PIAAC, en este mismo volumen.
- De la Fuente, A. y Jimeno, J.F. (2011). La rentabilidad privada y fiscal de la educación en España y sus regiones. Documento de Trabajo n.º 2011-11, Madrid: FEDEA.
- Denny, K., Harmon, C. y Redmond, S. (2000). Functional literacy, educational attainment and earnings: Evidence from the International Adult Literacy Survey. Documento de Trabajo IFS n.º 00/09, Londres: Institute for Fiscal Studies.
- Denny, K., Harmon, C. y O'Sullivan, V. (2004). Education, earnings and skills: A multi-country comparison». Documento de Trabajo IFS n.º 04/08, Londres: Institute for Fiscal Studies.
- Desjardins, R. (2003), Determinants of literacy proficiency: a life-long learning perspective, *International Journal of Educational Research* 39, 205-245.
- Felgueroso, F., Hidalgo, M. y Jiménez, S. (2010). Explaining the fall of the skill wage premium in Spain. Documento de Trabajo n.º 2010-19, Madrid: FEDEA.
- Finnie, R. y Meng, R. (2002). Minorities Cognitive Skills and Incomes of Canadians. *Canadian Public Policy* 28, n.º 2, 257-273.
- Gree, D. y Riddell W.C. (2003). Literacy and Earnings: An Investigation of the Interaction of Cognitive and Unobserved Skills in Earnings Generation. *Labour Economics* 10, n.º 2, 165-184.
- Hanushek, E.A. y Woessmann, L. (2008). The Role of Cognitive Skills in Economic Development. *Journal of Economic Literature*, 46, n.º 3, 607-668.
- Hanushek, E.A. y Woessmann, L. (2011). The Economics of International Differences in Educational Achievement. En *Handbook of the Economics of Education* vol. 3 (eds. Hanushek, E.A., Machin, S. y Woessmann, L.), 89-200. Amsterdam: Elsevier.
- Hanushek, E. A., y Zhang, L. (2009). Quality-consistent estimates of international schooling and skills gradients. *Journal of Human Capital* 3, n.º 2, 1091-1120.

Harmon, C., Oosterbeek, H. y Walker, I. (2003). The returns to education: microeconomics. *Journal of Economic Surveys* 17, n.º 2, 115–155.

Heckman, J. J., Lochner, L.J. y Todd, P.E. (2006). Earnings functions, rates of return and treatment effects: The Mincer equation and beyond. En *Handbook of the Economics and Education* (eds. Hanushek E.A. y Welch, F.), 307-458. Amsterdam: North Holland.

Jimeno, J. F., Lacuesta, A. y Villanueva, E. (2013). Educación, experiencia laboral y habilidades cognitivas: Una primera aproximación a los resultados PIAAC. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

Kahn, L. M. (2004). Immigration, skills and the labour market: International evidence. *Journal of Population Economics* 17, n.º 3, 501-534.

Lazear, E. P. (2003). Teacher Incentives. *Swedish Economic Policy Review* 10, n.º 3, 179-214.

Mcintosh, S. y Vignoles, A. (2001). Measuring and assessing the impact of basic skills on labour market outcomes. *Oxford Economic Papers* 53, n.º 3, 453-481.

Mincer, J. A. (1974). *Schooling, experience and earnings*. Nueva York: Columbia University Press.

Mulligan, C. B. (1999). Galton versus the Human Capital Approach to Inheritance. *Journal of Political Economy* 107, n.º 6, S184-224.

Murillo, I. P., Rahona, M. y Salinas, M. (2010). Efectos del desajuste educativo sobre el rendimiento privado de la educación: un análisis para el caso español (1995-2006). Documento de Trabajo n.º 520, Madrid: Fundación de las Cajas de Ahorros (FUNCAS).

Murnane, R.J., Willett, J.B., Braatz, M.J. y Duhaldeborde, Y. (2000). Do Different Dimensions of Male High School Students' Skills Predict Labor Market Success a Decade Later? Evidence from the NLYS. *Economics of Education Review* 20, n.º 4, 311-320.

OCDE (2010). *The High Cost of Low Educational Performance. The Long-run Economic Impact of Improving PISA outcomes*. París: OCDE.

Pastor, J. M., Raymond, J.L., Roig, J.L. y Serrano, L. (2007). *El rendimiento del capital humano en España*. Valencia: Fundación Bancaja.

Pastor, J. M., Raymond, J.L., Roig, J.L. y Serrano, L. (2010). Supply and Use of Human Capital in the Spanish Regions. En *Regional Policy, economic Growth and Convergence: Lessons from the Spanish case* (ed. Cuadrado-Roura, J.R.), 211-231. Nueva York: Springer.

Pérez García, F., Serrano, L., Pastor, J.M., Soler, A. y Zaera, I. (2012). *Universidad, universitarios y productividad en España*. Bilbao: Fundación BBVA.

Raymond, J.L., (coord.), (2011). ¿Es rentable educarse? Marco conceptual y principales experiencias en los contextos español, europeo y en países emergentes. Estudios de la Fundación. Economía y Sociedad n.º 53, Madrid: Fundación de las Cajas de Ahorros (FUNCAS).

Robles, J.A. (2013). Diferencias entre cohortes de edad: el papel de la Ley Orgánica de Ordenación General del Sistema Educativo. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

Schultz, Th. W. (1960). Capital formation by education. *Journal of Political Economy* 69, 571-583.

Serrano, L. (2012). Educación y mercado de trabajo: El caso de la enseñanza obligatoria en España, en *Educación y desarrollo: PISA 2009 y el sistema educativo español* (coord. Villar, A.) (coord.), 199-240. Bilbao: Fundación BBVA.

Villar, A. (2013). Formación y habilidades cognitivas en la población adulta española. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

# 4. Educación, experiencia laboral y habilidades cognitivas: Una primera aproximación a los resultados PIAAC

*Juan Francisco Jimeno<sup>1</sup>; Aitor Lacuesta<sup>2</sup> y Ernesto  
Villanueva<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>Banco de España, CEPR e IZA; <sup>2</sup>Banco de España



## 4. EDUCACIÓN, EXPERIENCIA LABORAL Y HABILIDADES COGNITIVAS: UNA PRIMERA APROXIMACIÓN A LOS RESULTADOS PIAAC<sup>1</sup>

Jimeno, Juan Francisco<sup>1</sup>; Lacuesta, Aitor<sup>2</sup> y Villanueva, Ernesto<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Banco de España, CEPR e IZA; <sup>2</sup>Banco de España

### INTRODUCCIÓN

Uno de los resultados más reconocidos en Economía es el que se refiere a la importancia del capital humano. Existe abundantísima evidencia empírica sobre la relación entre capital humano y resultados laborales. A este respecto se suele distinguir entre el capital humano que se adquiere en el sistema educativo reglado y el que se obtiene mediante el aprendizaje por la realización de determinadas tareas en puestos de trabajo concretos o mediante la formación ocupacional<sup>2</sup>. Desde el trabajo seminal de Mincer (1974), las ecuaciones de ingresos que relacionan el rendimiento laboral de los individuos con su nivel educativo y su experiencia laboral son, sin ninguna duda, uno de los instrumentos empíricos que más han sido utilizados en Economía Laboral y en Economía de la Educación y que proporcionan justificación a la formulación de políticas de empleo y educativas. Igualmente, también se postula que educación y experiencia laboral aumentan la probabilidad de que los trabajadores ocupen un puesto de trabajo ya que, en definitiva, esta probabilidad depende de la relación entre el salario ofrecido por su capacitación y el salario al que la persona está dispuesta a trabajar.

---

<sup>1</sup> Este artículo ha sido escrito como material de apoyo al informe de presentación del estudio PIAAC. Agradecemos a Luis Míguez Sanz, Francisco García Crespo e Ismael Sanz su ayuda con la base de datos y, especialmente, a Inge Kukla por su excelente ayuda en la elaboración de este informe. Las opiniones y análisis que aparecen en este trabajo son responsabilidad de los autores y, por tanto, no necesariamente coinciden con las del Banco de España o las del Eurosistema.

<sup>2</sup> Véase Rosen (1972)

Sin embargo, los ingresos laborales ofrecidos en un determinado momento dependen de otros factores distintos al capital humano adquirido, como son, por ejemplo, el precio que el mercado laboral ofrece por una habilidad determinada, que está relacionado con la demanda de diferentes habilidades, la forma en que se determinen los salarios (cobertura y estructura de la negociación colectiva, incidencia de la remuneración por antigüedad, etc.) y el salario de reserva individual por debajo del cual el trabajador no está dispuesto a aceptar ninguna oferta de empleo. Algunos de estos factores pueden hacer que la educación o la experiencia laboral esté mejor remunerada sin necesidad de que haya habido un incremento de productividad de la persona derivada del capital humano que posea. Es por este motivo que el disponer de medidas estandarizadas de habilidades cognitivas permite verificar de una mejor forma la relación existente entre el nivel educativo, la experiencia laboral y el capital humano. Gracias a la disponibilidad de bases de datos que conjugan los resultados tras la realización de diferentes exámenes de conocimientos con características formativas y laborales, los investigadores han podido investigar esta relación entre educación y experiencia y capital humano y la relevancia de este como determinante de múltiples resultados socioeconómicos como el nivel salarial<sup>3</sup>. El disponer de medidas estandarizadas de habilidad cognitiva tiene la ventaja de que es fácilmente observable para toda la población mientras que el salario sólo es observable para la población que trabaja, lo que da lugar a una importante selección muestral que dificulta la inferencia estadística.

En cualquier caso, discernir cuál es la causa de la asociación entre desempeño laboral, por un lado, capital humano por otro, y nivel educativo y experiencia laboral, por otro, no solo tiene un interés académico. La justificación de políticas activas del mercado de trabajo centradas en la formación laboral y el diseño de los programas través de las cuales se llevan a cabo estas políticas y la orientación de otras políticas de empleo han de tener muy en cuenta en qué medida el nivel educativo y la experiencia laboral acaban produciendo un aumento de los salarios y de la empleabilidad de los trabajadores.

La naturaleza de la relación entre desempeño laboral (salarios y empleabilidad), capital humano y educación y experiencia laboral es controvertida por el problema conocido como endogeneidad. Esto significa que si bien el nivel educativo y la experiencia laboral aumentan la productividad del trabajador y, por tanto, acaban causando salarios más altos y una tasa de empleo más elevada, por otra parte, el nivel educativo y experiencia laboral también son el reflejo de otras cualidades individuales no observadas que pueden ser las que, en realidad, son remuneradas en el mercado laboral con salarios y tasas de empleo más elevadas.

En Economía Laboral y Economía de la Educación, la literatura empírica ha abordado esta cuestión tratando de aislar el impacto causal de la educación y de la experiencia laboral mediante el uso de técnicas econométricas avanzadas (variables instrumentales, experimentos naturales, etc.)<sup>4</sup>. Dadas las dificultades de identificación en la estimación de funciones de salarios/empleo y las de medición de las variables relevantes (experiencia laboral, habilidades

---

<sup>3</sup> Véase, por ejemplo, Heckman (1995), Murnane, Willet y Levy (1995) y Cunha y Heckman (2007).

<sup>4</sup> Para una panorámica, véase Card (1999).

cognitivas, etc.) los resultados de esta literatura no son totalmente concluyentes aunque apuntan en la dirección de que el nivel educativo y la experiencia laboral son factores determinantes de mejoras en la habilidad cognitiva y, en consecuencia, del desempeño laboral, más allá de su relación con otras características individuales inobservadas -Angrist y Krueger (1991), Carneiro, Heckman y Vytlačil (2010)-.

Nuestro objetivo en este artículo es contribuir al conocimiento sobre como la experiencia laboral se relaciona con las habilidades cognitivas y el desempeño laboral explotando la información facilitada por la nueva base de datos construida a partir de la iniciativa PIAAC de la OECD. El PIAAC contiene medidas de las habilidades numéricas y de comprensión lectora resultantes de un examen estandarizado – de una duración de alrededor de dos horas para toda la población en edad de trabajar. Este rasgo proporciona información muy detallada de las capacidades de los individuos, que lo hace comparable tanto entre individuos como, en el futuro, entre los países de la OCDE<sup>5</sup>. En segundo lugar, la encuesta recoge información detallada acerca del contenido tanto de los estudios formales del entrevistado como de las tareas efectuadas en el último puesto de trabajo.

El artículo examina, en primer lugar, la relación entre experiencia laboral y las medidas estandarizadas de habilidad cognitiva que presentan los individuos recogidos en la muestra de PIAAC, distinguiendo los efectos por género, nivel educativo y año de nacimiento<sup>6</sup>. Una razón por la que habría que esperar diferencias en habilidades cognitivas en función de la experiencia laboral se refiere a la erosión de habilidades durante períodos prolongados en el desempleo o la inactividad<sup>7</sup>. En algunos estudios que han analizado esta cuestión se observa que la depreciación del capital humano parece depender de la duración de los periodos de inactividad y no tanto del nivel de cualificación previo al periodo de desempleo. Por contra, un trabajador en activo y ocupado en tareas en las que han de utilizarse habilidades cognitivas no solo no experimenta tal depreciación sino que, además, puede aprender habilidades mediante el aprendizaje en el puesto de trabajo o mediante la dedicación de parte de su tiempo a la formación<sup>8</sup>. La capacidad que tiene la experiencia laboral a la hora de incrementar la habilidad cognitiva de la persona depende de múltiples factores, algunos de ellos exógenos, como la genética o el ambiente en el que el individuo vive, y algunos inherentes a ella, como la propia capacidad cognitiva adquirida en los estudios reglados e incluso otras características que

---

<sup>5</sup> La población objetivo de la encuesta son individuos, no hogares, y el muestreo fue efectuado con la ayuda del Instituto Nacional de Estadística. La tasa de respuesta de los individuos ha estado en torno al 50%, relativamente bajo, si bien estudios preliminares en el Ministerio de Educación no sugieren el impacto de esta baja tasa de respuesta haya afectado la representatividad de la muestra. Finalmente, en el resto de países, se examinó también a los entrevistados acerca de sus capacidades informáticas, pero este módulo no se ha implementado en España.

<sup>6</sup> De inicio supondremos que, a estos efectos, no hay diferencias entre desempleados que realizan cursos de formación y otros desempleados o inactivos. Así, cuando comparemos a personas de la misma edad y educación con diferentes niveles de experiencia, estaremos observando la diferencia en las habilidades cognitivas que han estado empleados más o menos tiempo (considerándose todas las posibles alternativas -trabajo informal, ocio y estudios ocupaciones, vocacionales o informales-equivalentes entre sí).

<sup>7</sup> Véase Jacobson, Lalonde y Sullivan (1993) y Bender, Schmieder y Von Wachter (2010).

<sup>8</sup> Véase Becker (1964) y Ben Porath (1967).

componen lo que podríamos denominar habilidades no cognitivas<sup>9</sup>. Es por este motivo que el análisis tendrá en cuenta un número importante de factores que aproximan diferencias individuales en esas dimensiones, si bien al no poder controlar por todas las diferencias inobservables no vamos a poder establecer ningún tipo de relación causal. Así, en definitiva, nuestros resultados deben ser entendidos como correlaciones producto de una primera aproximación a los datos.

En segundo lugar, el artículo examina la relación entre experiencia laboral y salarios, distinguiendo los efectos por género, nivel educativo y año de nacimiento para verificar similitudes y diferencias con la relación obtenida anteriormente entre experiencia y capital humano. Los resultados preliminares indican que los efectos de la experiencia laboral sobre los salarios son diferentes a los observados en relación con la acumulación de habilidades cognitivas. Por ejemplo, mientras que la experiencia laboral está asociada a habilidades cognitivas más desarrolladas en el caso de los trabajadores de menor nivel educativo, no ocurre lo mismo con sus salarios. Igualmente, mientras que la experiencia laboral no parece estar asociada a habilidades cognitivas más desarrolladas en el caso de los trabajadores de mayor nivel educativo, los salarios aumentan con la experiencia laboral en este grupo de la población.

Estos resultados nos llevan a investigar algunas hipótesis adicionales. Aprovechando la estructura de la base de datos, ahondamos en la forma en que diferentes tipos de experiencia laboral incrementa la capacidad cognitiva de la persona. En primer lugar, puesto que los puestos de trabajos difieren en el contenido de aprendizaje que pueden proporcionar, resulta de especial interés analizar qué tipo de tareas (las más básicas o las más avanzadas) proporcionan un mayor aprendizaje en el puesto de trabajo. Asimismo, consideramos en qué medida la inestabilidad laboral (la rotación laboral entre distintos puestos de trabajo) y el desajuste entre nivel educativo y tareas realizadas condicionan la asociación entre experiencia laboral y habilidades cognitivas. Independientemente de las tareas realizadas en el puesto de trabajo, en el mercado laboral español se observan unas duraciones del empleo bastante cortas, por la elevada incidencia de la contratación temporal, y un notable grado de sobrecualificación, principalmente, entre los trabajadores de las cohortes más jóvenes. En estos casos, cabría esperar que la experiencia laboral no reportara ningún tipo de aprendizaje y, por tanto, que la asociación entre experiencia laboral y habilidades cognitivas quedara mitigada. Así, resulta importante establecer en qué medida la inestabilidad laboral y el desajuste ocupacional constituyen impedimentos a la acumulación de habilidades cognitivas mediante el aprendizaje en los puestos de trabajo.

La estructura del artículo es como sigue. En el apartado segundo se documenta la relación que existe entre nivel educativo, experiencia laboral y habilidades cognitivas a partir de la información facilitada por la encuesta PIAAC. Para ello, se comparan las capacidades cognitivas entre personas del mismo sexo que, con la misma edad y nivel educativo, difieren en los años

---

<sup>9</sup> Se entiende por habilidad no cognitiva un cúmulo de factores entre los que destacan la perseverancia para conseguir un objetivo, capacidad de motivación para llevar a cabo tareas novedosas, autoestima, autocontrol, paciencia, actitud ante el riesgo y la preferencia por el ocio –v. Cuhna y Heckman (2007).

trabajados a lo largo de su vida laboral, intentando sustraer con anterioridad todas aquellas diferencias en capacidad cognitiva que pudieran provenir de otros factores asociados a situación familiar o característica individuales no cognitivas. En el tercer apartado se documenta la relación que existe entre nivel educativo, experiencia laboral y salarios de la misma manera en que se desarrolló el apartado segundo y se proponen explicaciones para posibles desviaciones con respecto a los resultados obtenidos con respecto al capital humano. En el cuarto apartado tratamos de averiguar si, para un mismo número de años trabajados a lo largo de la vida laboral, las tareas realizadas en el último puesto de trabajo afectan a las habilidades cognitivas. Para ello, se analiza si diferentes tipos de experiencias profesionales sesgadas hacia tareas numéricas o literarias afectan de forma diferente a la medición de habilidades cognitivas que realiza el examen PIAAC, y si la inestabilidad laboral y la sobrecualificación tienen igualmente efectos sobre dichas habilidades. Finalmente, un apartado final recoge algunos comentarios sobre la interpretación de los resultados y cómo pueden ser de utilidad para el diseño de políticas educativas y de formación laboral.

## EXPERIENCIA LABORAL Y HABILIDADES COGNITIVAS

La encuesta PIAAC permite medir habilidades cognitivas a partir de los resultados de un test numérico y un test de lectura. Por otra parte, la experiencia laboral se mide por la respuesta de los encuestados a la pregunta: “En total, ¿aproximadamente cuántos años ha tenido usted un empleo remunerado? Incluya únicamente aquellos años en los que trabajó seis meses o más, a tiempo completo o parcial?”<sup>10</sup>. Una primera observación de ambas variables (véase los Gráficos 4.1 y 4.2) permite alcanzar las siguientes conclusiones:

Manteniendo constantes los años de experiencia en el mercado laboral y la cohorte -definida como un grupo de edades en bandas de 10 años-, los resultados de los tests numérico y de lectura son más elevados mayor cuanto mayor es el nivel educativo. Los hombres con educación intermedia (FP intermedia o Bachillerato) obtuvieron un resultado en el test numérico entre 20 y 40 puntos superior al de los de educación básica. Estas diferencias son similares para las mujeres. Por su parte, si bien los hombres con educación universitaria (o FP superior) obtuvieron 20 puntos más que los de educación intermedia en el test numérico, la diferencia en el desempeño de ambos grupos educativos en el caso de las mujeres fue sólo de 10 puntos, evaluando a los entrevistados con entre 11 y 15 años de experiencia laboral. Las

---

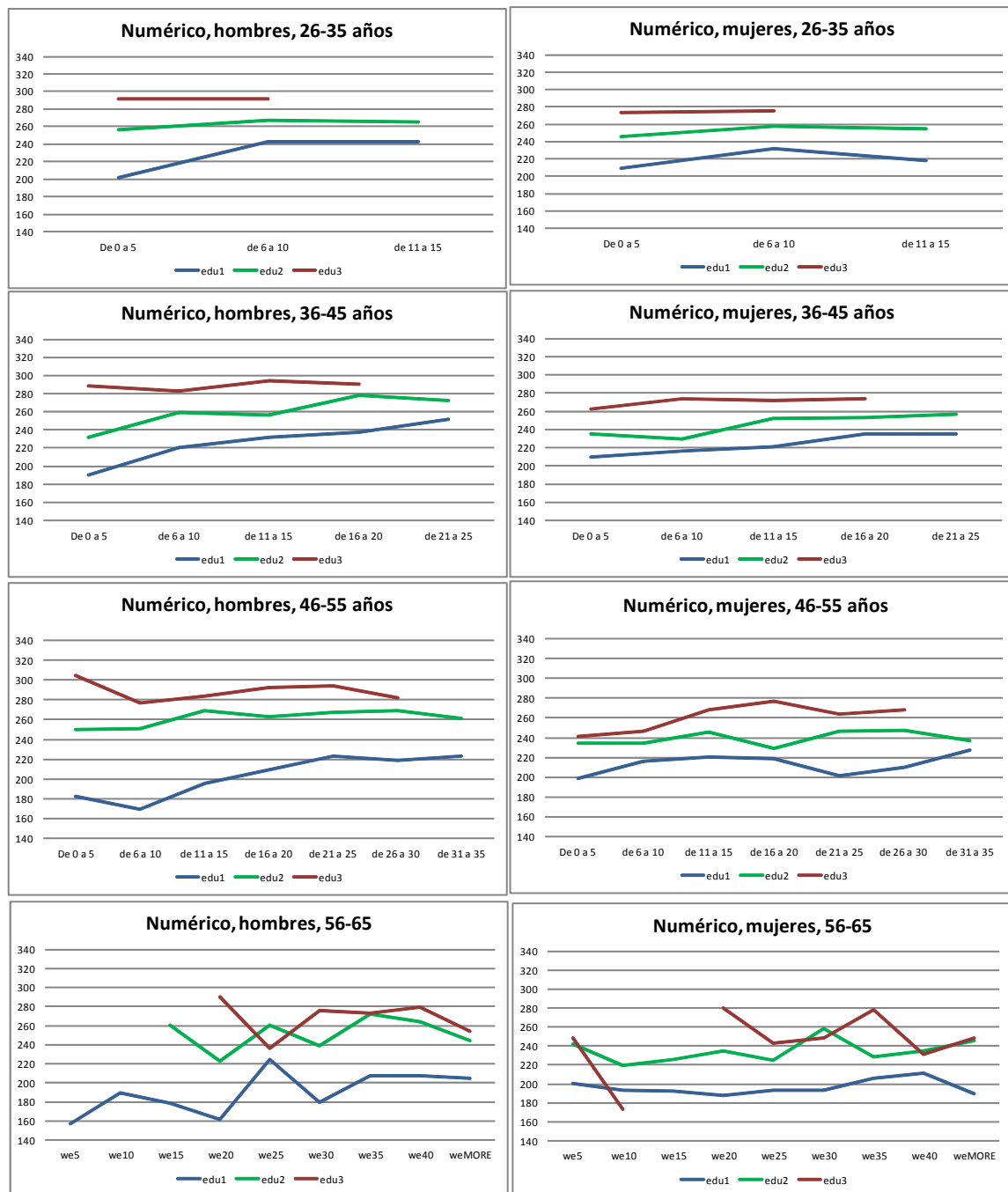
<sup>10</sup> En esta versión del trabajo, se utiliza únicamente uno de las 10 diferentes imputaciones de la nota de cada test para cada individuo, con lo que los resultados son preliminares. Se selecciona una muestra de 4,374 individuos que tiene entre 25 y 65 años. El límite inferior incrementa la probabilidad de haber finalizado el periodo de formación formal y evita los problemas asociados a una mayor práctica en la elaboración de exámenes de los individuos que están cursando estudios universitarios. Por otro lado, se excluyen los individuos jubilados, dado el interés en la población en edad de trabajar. Finalmente, en lo que sigue, se agrupan los grupos educativos en tres niveles: el primero es el de educación primaria o menor, el segundo incluye tanto los estudios de bachillerato como los módulos de Formación Profesional que, según la clasificación ISCED no constituyen educación universitaria. Finalmente, el tercer grupo incluye cualquier tipo de educación universitaria, incluyendo el módulo superior de Formación Profesional en cada sistema educativo.

diferencias en la nota del examen numérico por grupo educativo son más intensas en el caso de la cohorte de hombres nacidos antes de 1965, mientras que en el caso de las mujeres estas diferencias entre niveles educativos son similares entre las distintas cohortes de edad.

Las mujeres de nivel educativo bajo al inicio de su vida laboral registran resultados más elevados que los hombres mientras que las mujeres con nivel educativo alto en la misma situación tiene resultados más bajos que los hombres de la misma cohorte y nivel de experiencia. Las mujeres de nivel educativo alto, en cualquiera de los estadios considerados de su vida laboral, tienen peores resultados que los hombres de similares características.

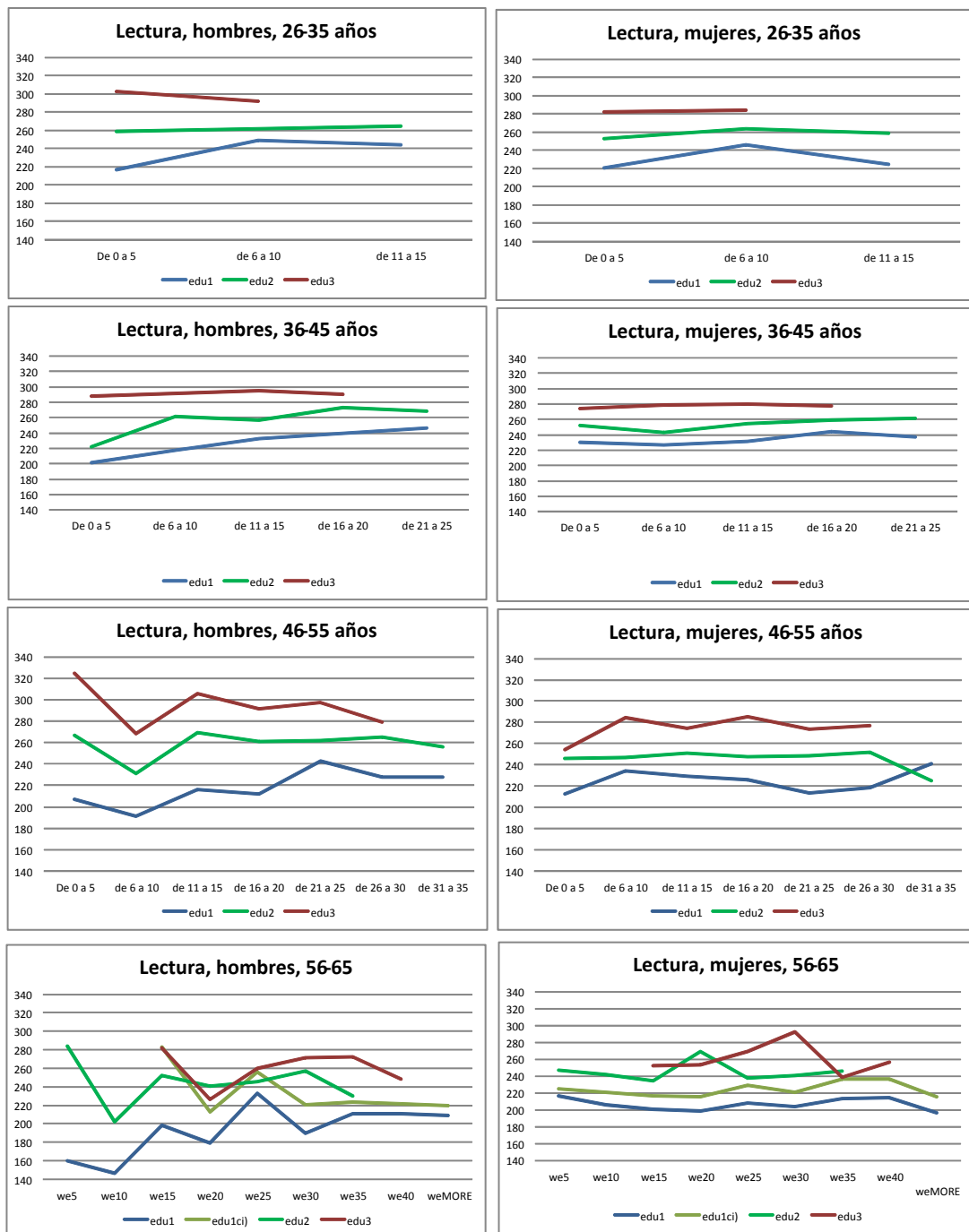
En segundo lugar, los resultados de los test aumentan con la experiencia laboral (definida por tramos de 5 años de rango), en mayor medida para los individuos (hombres y mujeres) con nivel educativo bajo. Este gradiente positivo es más acusado para los hombres que para las mujeres y, sorprendentemente, no se observa en ningún caso para los individuos de nivel educativo medio-alto. Los resultados para hombres mayores de 56 años y para mujeres mayores a 46 años son más volátiles, resaltando la conveniencia de realizar el análisis de los resultados distinguiendo distintas cohortes de edad. Así, en lo que sigue reportaremos resultados para dos grupos de población, uno más homogéneo que comprendida las cohortes de 25 a 45 años, y otro que también incluye a las cohortes de 46 a 65 años. Hay que señalar, no obstante, que en la segunda muestra resulta más difícil la separación de los efectos de la experiencia laboral frente a los asociados a la propia edad.

Gráfico 4.1. La relación entre test numérico y los años de experiencia laboral por sexo, año de nacimiento y nivel educativo



Cada panel muestra la nota media de la cohorte en el test numérico por años de experiencia en el mercado laboral – agrupados en quinquenios. No se computan los años de experiencia anteriores a los 16 años y se excluye a los estudiantes. Se consideran tres grupos educativos: universidad o equivalente (edu3), secundaria (edu2) y básica (edu1).

Gráfico 4.2. Test de lectura por sexo, año de nacimiento y nivel educativo



Cada panel muestra la nota media de la cohorte en el test de lectura por años de experiencia en el mercado laboral – agrupados en quinquenios. No se computan los años de experiencia anteriores a los 16 años y se excluye a los estudiantes. Se consideran tres grupos educativos: universidad o equivalente (edu3), secundaria (edu2) y básica (edu1).



Para profundizar en estos resultados descriptivos realizamos análisis de regresión múltiple que permiten, además, tener en cuenta otros determinantes de las habilidades cognitivas aparte de la edad, sexo, nivel educativo y experiencia laboral, como pueden ser la nacionalidad y la región de residencia, la situación familiar, el estado de salud o las actitudes ante el aprendizaje. Para permitir un efecto de la experiencia sobre las notas del examen que varíe a lo largo del ciclo vital, incluimos una función -polinomio de segundo orden- de la experiencia laboral. De los resultados de estas regresiones (véase los Cuadros 4.1 y 4.1b) cabe destacar las siguientes observaciones:

En el caso de los varones de generaciones más jóvenes (de 25 a 45 años) y de nivel educativo bajo, los primeros diez años de experiencia laboral suponen un aumento de los resultados de los test numérico y de lectura de unos 20 y de unos 10 puntos, respectivamente (siendo la desviación típica de la distribución marginal de las notas de 25 puntos). Para los universitarios, estos aumentos serían, respectivamente, de 7 y de 0 puntos. Esto indicaría una cierta sustitución de la educación y la experiencia laboral. Dado que el efecto directo del nivel educativo es de alrededor de 60 puntos, en ambos test, para los hombres con nivel educativo universitario, sobre los de nivel educativo bajo, la contribución de la experiencia laboral a la hora de explicar la varianza de los resultados del test numérico es unas tres veces menor que el de la educación, y nula en el caso del test de lectura.

Para las mujeres de las generaciones más jóvenes (de 25 a 45 años) con nivel educativo bajo, los primeros diez años de experiencia suben los resultados del test numérico en 14 puntos y escasamente 2 puntos en el test de lectura. Para las universitarias de esta misma cohorte de edad, los aumentos respectivos son de diez y menos de 2 puntos. En este caso, el efecto directo de tener estudios universitarios, se sitúa alrededor de 47 y 41 puntos, respectivamente, algo menor que en el caso de los hombres.

Cuando se incluye en la muestra a las cohortes de mayor edad (de 46 a 65 años), con resultados más volátiles, en el caso de los hombres los primeros diez años de experiencia laboral aumentan los resultados del test numérico en 14 puntos y en 6 puntos los del test de lectura. En este caso, el efecto es independiente del nivel educativo, lo que sugiere que el hecho de que la experiencia laboral no tenga ningún efecto en los resultados de los test de los hombres con nivel educativo superior se debe especialmente a las generaciones más jóvenes. En este caso, el efecto directo de realizar estudios universitarios, se sitúa en 50 puntos tanto en un test como en el otro respecto a la persona que no ha finalizado los estudios medios no obligatorios, por lo que lo que aporta la experiencia a la hora de explicar la varianza es entre cuatro y cinco veces menos que la educación para el test numérico y casi 10 veces menos para el test de lectura lector.

En el caso de las mujeres, la inclusión en la muestra de las cohortes de mayor edad lleva a obtener que los primeros diez años de experiencia laboral aumentan los resultados de los test numérico y de lectura en unos 6 puntos y escasamente 1 punto, respectivamente, resultados que se mantienen en similar magnitud para todos los niveles educativos. En este caso, el efecto directo de realizar estudios universitarios, se sitúa cercano a los 40 puntos en ambos test respecto a las mujeres que no han finalizado los estudios medios no obligatorios, por lo

que lo que aportaría la experiencia laboral a la hora de explicar la varianza es de siete veces menos que la educación para el test numérico y de unas 40 veces menos para el lector.

Por lo que respecta a los otros determinantes, los resultados están en línea con lo que cabría esperar. En primer lugar, los extranjeros tienen peores resultados, lo que puede atribuirse, en algunos casos, a la barrera idiomática y, en otros, a un origen socioeconómico distinto. Las diferencias regionales (no reportadas en los cuadros) son difíciles de interpretar, ya que el diseño muestral no asegura que la muestra sea representativa de la región analizada<sup>11</sup>. Mejores resultados en los test tienden a estar asociados con la existencia de una relación de pareja (especialmente visible en el caso del test numérico para los hombres y en el test de lectura para las mujeres). El nivel educativo de la madre también tiene un efecto apreciable sobre las habilidades cognitivas, medidas por los resultados de los test, que resulta ser de una magnitud similar al de la actitud negativa frente al aprendizaje.

---

<sup>11</sup> Manteniendo constante el resto de variables, el modelo de la primera columna del Cuadro 4.1 sugiere que una diferencia de 32 puntos entre una mujer empleada entre 26 y 45 años con educación básica en Castilla León –la región con mejores resultados- y en Murcia –la región con la peor nota para este grupo. Las entrevistadas en Castilla León, La Rioja y Valencia obtuvieron resultados de más de 10 puntos superiores a la media en el examen matemático, mientras que las entrevistadas en Murcia obtuvieron 12 puntos menos que la media. En el caso de los hombres, los entrevistados en Aragón, Baleares, Canarias o –quizá sorprendentemente- País Vasco obtuvieron resultados 10 puntos inferiores a la media. Los resultados del test de comprensión literaria son similares.

Cuadro 4.1a. Regresión de notas de exámenes sobre experiencia, variables socioeconómicas y habilidades no cognitivas. Edad 25-45

VARIABLES	Hombres		Mujeres	
	(1) Numérico	(2) Lectura	(3) Numérico	(4) Lectura
<b>Experiencia</b>				
Experiencia	1.993** (0.876)	1.022 (0.850)	1.413* (0.792)	0.188 (0.741)
Experiencia^2	-0.0393 (0.0264)	-0.0227 (0.0262)	-0.0357 (0.0307)	-0.00303 (0.0277)
Experiencia*Bachiller	-0.286 (0.465)	-0.00611 (0.449)	-0.165 (0.575)	-0.00861 (0.511)
Experiencia*Universidad	-1.286*** (0.410)	-1.386*** (0.407)	-0.379 (0.435)	-0.0750 (0.429)
<b>Educación</b>				
Bachiller	29.17*** (7.191)	22.33*** (7.071)	24.99*** (6.934)	20.67*** (6.162)
Universidad o más	60.42*** (6.468)	60.43*** (6.364)	47.30*** (5.419)	41.24*** (5.257)
<b>Socioeconómicas personales</b>				
Extranjero	-32.91*** (3.852)	-31.91*** (3.833)	-24.73*** (3.501)	-24.84*** (3.232)
Pareja	6.535** (2.600)	2.702 (2.525)	4.097 (2.738)	4.557* (2.522)
No empleo	-14.95*** (2.957)	-12.66*** (2.925)	-1.527 (2.633)	-0.756 (2.488)
<b>Socioeconómicas familiares</b>				
Educación madre alta	14.41*** (3.475)	10.35*** (3.450)	12.58*** (3.203)	12.69*** (3.147)
No reporta educación de madre	-19.39 (13.30)	-11.91 (12.96)	-3.663 (8.085)	-2.497 (7.088)
Madre con empleo a los 16 años	-0.813 (2.484)	0.00749 (2.427)	2.137 (2.414)	2.657 (2.353)
Madre fallecida a los 16 años	14.47 (10.60)	20.46** (9.761)	-30.56*** (10.97)	-10.40 (9.882)
<b>No cognitivas personales</b>				
No le interesa aprender cosas nuevas	-14.90*** (3.650)	-11.78*** (3.549)	-7.779** (3.629)	-8.119** (3.397)
Le interesa mucho aprender cosas nuevas	-1.747 (2.390)	0.392 (2.413)	1.938 (2.437)	0.302 (2.340)
Salud muy mala	0.541 (2.432)	2.022 (2.404)	-0.382 (2.468)	3.928* (2.349)
Salud muy buena	-5.409 (4.068)	-7.988** (3.923)	-9.734*** (3.534)	-9.482*** (3.439)
<b>Otras</b>				
Región	Sí	Sí	Sí	Sí
Cohorte 26-35	Sí	Sí	Sí	Sí
Constant	226.8*** (9.720)	240.2*** (9.229)	217.2*** (7.108)	231.0*** (6.693)
Observations	1,223	1,223	1,216	1,216
R-squared	0.398	0.382	0.350	0.338

Estandar error robustos en paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Omitidas: Menos de bachiller, nativo, sin pareja, con empleo, con educación de madre baja, con madre sin empleo a los 16 años, le interesa aprender cosas nuevas, salud razonable

Cuadro 4.1b. Regresión de notas de exámenes sobre experiencia, variables socioeconómicas y habilidades no cognitivas. Edad 25-65

VARIABLES	Hombres		Mujeres	
	(1) Numérico	(2) Lectura	(3) Numérico	(4) Lectura
<b>Experiencia</b>				
Experiencia	1.365*** (0.446)	0.644 (0.430)	0.624* (0.350)	0.0965 (0.334)
Experiencia^2	-0.0261*** (0.00889)	-0.0162* (0.00866)	-0.0104 (0.00821)	-0.00425 (0.00808)
Experiencia*Bachiller	0.351* (0.206)	0.202 (0.204)	0.231 (0.228)	0.190 (0.213)
Experiencia*Universidad	-0.0135 (0.193)	-0.268 (0.190)	-0.0559 (0.209)	0.173 (0.212)
<b>Educación</b>				
Bachiller	26.60*** (4.842)	22.37*** (4.810)	20.82*** (4.380)	19.03*** (4.017)
Universidad o más	50.43*** (4.460)	51.03*** (4.411)	43.22*** (3.854)	37.99*** (3.808)
<b>Socioeconómicas personales</b>				
Extranjero	-31.98*** (3.389)	-30.79*** (3.346)	-25.43*** (3.006)	-25.84*** (2.820)
Pareja	6.847*** (2.234)	1.583 (2.143)	5.843*** (2.105)	5.586*** (1.953)
No empleo	-15.73*** (2.243)	-13.96*** (2.183)	-1.254 (1.984)	-0.384 (1.915)
<b>Socioeconómicas familiares</b>				
Educación madre alta	13.56*** (2.944)	11.19*** (2.923)	13.48*** (2.694)	13.34*** (2.618)
No reporta educación de madre	-27.78*** (9.037)	-14.64* (8.579)	-8.915 (5.913)	-9.491* (5.052)
Madre con empleo a los 16 años	-2.250 (2.061)	-1.862 (1.969)	0.655 (1.916)	0.861 (1.861)
Madre fallecida a los 16 años	-2.335 (7.748)	8.742 (6.251)	-18.13*** (6.677)	-3.296 (6.649)
<b>No cognitivas personales</b>				
No le interesa aprender cosas nuevas	-16.65*** (2.604)	-12.67*** (2.467)	-10.10*** (2.572)	-8.665*** (2.487)
Le interesa mucho aprender cosas nuevas	-1.232 (1.974)	0.633 (1.947)	3.302* (1.937)	2.151 (1.865)
Salud muy mala	-0.347 (2.027)	1.540 (1.988)	1.001 (1.951)	4.034** (1.885)
Salud muy buena	-10.98*** (2.614)	-11.98*** (2.500)	-11.99*** (2.387)	-10.67*** (2.320)
<b>Otras</b>				
Región	Sí	Sí	Sí	Sí
Cohorte	Sí	Sí	Sí	Sí
Constant	236.0*** (5.893)	244.2*** (5.648)	194.3*** (5.402)	209.3*** (4.988)
Observations	2,134	2,134	2,187	2,187
R-squared	0.443	0.419	0.380	0.363

Estandar error robustos en paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Omitidas: Menos de bachiller, nativo, sin pareja, con empleo, con educación de madre baja, con madre sin empleo a los 16 años, le interesa aprender cosas nuevas, salud razonable

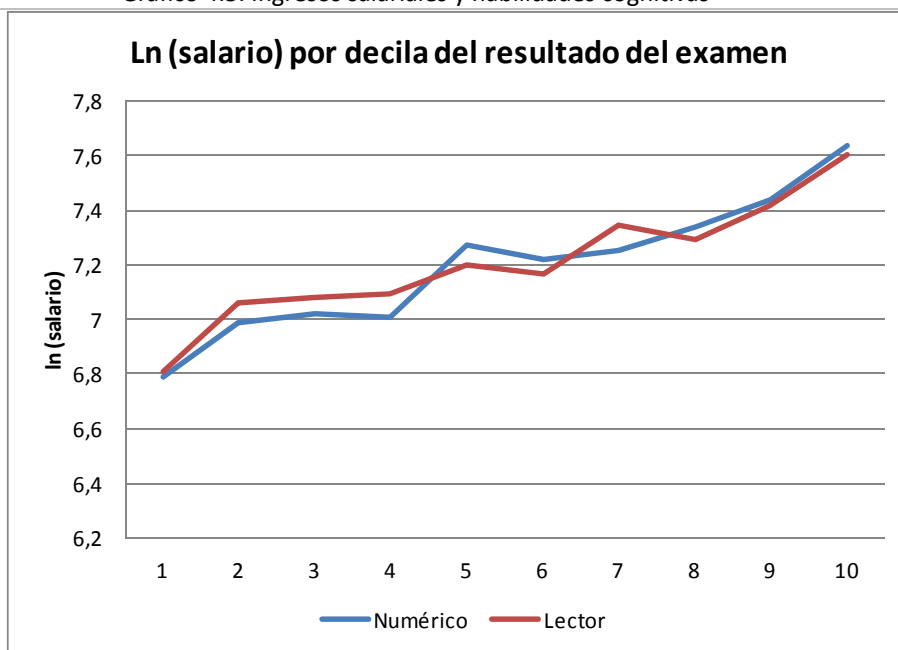
## EXPERIENCIA LABORAL Y SALARIOS

Antes de proceder a investigar las razones por las que el efecto de la experiencia laboral sobre las habilidades cognitivas es diferente en función del sexo y del nivel educativo, resulta conveniente analizar el grado de asociación que existe entre los rendimientos salariales declarados y las habilidades cognitivas medidas por los test en la muestra PIAAC<sup>12</sup>. Solo en la medida en que ambas variables estén correlacionadas podemos extraer algunas conclusiones sobre la importancia de las habilidades cognitivas, tal y como se miden en la encuesta PIAAC, para el desempeño laboral. Como muestra el Gráfico 4.3, que relaciona los resultados de los test numéricos y de lectura con los ingresos salariales en cada decila de la distribución de esta última variable, tal asociación estadística existe y es especialmente acusada para las decilas de salarios más elevados, lo que sugiere que las habilidades cognitivas que mide el test son relevantes para el desempeño laboral, y sobre todo para los más educados, lo que posiblemente esté indicando que las habilidades cognitivas adquiridas por los más educados son mejor remuneradas que las adquiridas por los trabajadores de nivel educativo bajo.

---

<sup>12</sup> PIAAC pregunta a los entrevistados que trabajan por cuenta ajena acerca de la mejor manera de proporcionar información sobre su salario, proporcionando diversas alternativas temporales (día, semana, quincena, mes o año) o por unidad. Si el entrevistado proporciona una respuesta temporal se pregunta por el salario bruto por unidad de tiempo –incluyendo cotizaciones a la Seguridad Social o impuestos. La pregunta pide incluir las bonificaciones, comisiones u otros ingresos habituales, pero no las pagas extras por vacaciones o Navidad. Si responde “por pieza”, se pregunta acerca del tiempo medio requerido para producir una unidad. Los individuos pueden responder en intervalos prefijados. En el estudio se utiliza el salario mensual estimado proporcionado en la propia encuesta.

Gráfico 4.3. Ingresos salariales y habilidades cognitivas



Aparte del efecto que la experiencia laboral pueda tener sobre las habilidades cognitivas y, consecuentemente, sobre la productividad de los trabajadores y de la medida en qué dicha mayor productividad se refleje en un mayor salario, hay otras razones por las que la experiencia laboral afecta al salario que tienen que ver con la manera en la que se determinan los salarios y otras instituciones en el mercado laboral. Por ejemplo, si dicha experiencia laboral se ha adquirido en el mismo puesto de trabajo y la antigüedad en la empresa se remunera, bien porque la negociación salarial así lo impone, porque se aprenden cosas particulares de la empresa que son valiosas para el trabajo particular en la empresa pero que no incrementan la habilidad cognitiva general, o porque existen contratos implícitos entre empresas y trabajadores que dan lugar a crecimientos de los salarios con la antigüedad como forma de resolución de incentivos para el esfuerzo (salarios de eficiencia, etc.) se observaría una relación entre experiencia y salarios más allá de la existente entre habilidades cognitivas y salarios. En este sentido, carreras menos turbulentas, independientemente del incremento de habilidad obtenido, proporcionarían un mayor salario. Asimismo, el salario mínimo o los convenios colectivos pueden imponer suelos y techos independientes de la productividad individual.

Una manera de apreciar en qué medida estas otras consideraciones son relevantes en el caso del mercado de trabajo español es estimar funciones de ingresos salariales con especificaciones parecidas a las estimadas en los Cuadros 4.1a y 4.1b para documentar los determinantes de los resultados de los test. Los resultados de la estimación de estas funciones de ingresos (véase los Cuadros 4.2a y 4.2b) muestran algunas diferencias con respecto a las ecuaciones que explican los resultados de los test, por ejemplo:

En el caso de las cohortes más jóvenes (de 25 a 45 años) de hombres, los primeros diez años de experiencia están asociados a un aumento del salario de los individuos de menor nivel educativo del 22%, mientras que para los que tienen estudios universitarios el aumento es del

37%. En este caso, y en contraste con los resultados del test numérico, sí se observa cierta complementariedad entre la experiencia laboral y el nivel educativo. El efecto directo de los estudios universitarios sobre los salarios es del 21% respecto a la persona que no ha finalizado los estudios medios no obligatorios. Suponiendo que los universitarios tienen ocho años más de educación que los que tienen educación básica, un año adicional de experiencia laboral de los más educados aporta a la hora de explicar la varianza de los salarios un 38% más de lo aportado por un año de educación ( $1,38$  es el ratio entre  $37 \cdot 8/10$  y  $21$ ). Para los poco educados la contribución de un año de la experiencia laboral es equivalente a la del efecto de un año de educación.

En el caso de las cohortes más jóvenes (de 25 a 45 años) de mujeres, los primeros diez años de experiencia suben el salario de aquellas con nivel educativo bajo en un considerable 52%, y en un 63% para aquellas que han completado estudios universitarios. En este caso, el efecto directo de realizar estudios universitarios es mayor que el de los hombres (un 37% respecto a las que no han finalizado los estudios medios no obligatorios), por lo que lo que aportan un año adicional de experiencia a la hora de explicar la varianza es un 80% de lo que aporta un año de educación ( $0,8$  es el ratio entre  $0,63 \cdot 8/10$  y  $0,37$ ).

Cuando se tienen en cuenta todas las cohortes de edad, en el caso de los hombres los primeros diez años de experiencia están asociados a un aumento del salario del 1,6% anual en media, para aquellos con nivel educativo bajo, y un 2,4% anual para los universitarios. En este caso, el efecto directo de realizar estudios universitarios, se sitúa en un 32% respecto a la persona que no ha finalizado los estudios medios no obligatorios, por lo que lo que aporta un año adicional de experiencia a la hora de explicar la varianza es de alrededor de un 60% de lo aportado por un año de educación<sup>13</sup>.

En el caso de las mujeres, los primeros diez años de experiencia suben el salario de aquellas con nivel educativo bajo en un 3% anual en media y en un 4,5% para las universitarias. En este caso, el efecto directo de realizar estudios universitarios, se sitúa en un 36% de respecto a la persona que no ha finalizado los estudios medios no obligatorios, por lo que lo que aporta un año adicional de experiencia a la hora de explicar la varianza es similar a lo aportado por un año de educación para las más educadas y de 75% de lo aportado para las menos educadas.

Por lo que se refiere al resto de las variables explicativas, manteniendo constantes la cohorte, la experiencia y el nivel educativo, los salarios son menores entre los extranjeros –entre 20 y 30 puntos porcentuales–, y entre las mujeres con peor nivel de salud –alrededor de 10 puntos porcentuales.

De las conclusiones que pueden extraerse a partir de la comparación entre los determinantes de las habilidades cognitivas y los de los ingresos salariales cabe destacar el impacto diferente que tiene la experiencia laboral en el caso de los individuos de nivel educativo bajo (positivo

---

<sup>13</sup> El hecho de que el impacto salarial de los estudios universitarios sea mayor cuando se incluyen todas las cohortes de edad es coherente con los resultados de otros trabajos que han documentado una disminución de los rendimientos salariales de la educación en España en los últimos años, especialmente entre los varones (véase Izquierdo y Lacuesta, 2012, y de la Fuente y Jimeno, 2010).

sobre las habilidades cognitivas, y sobre los ingresos salariales) y también en el caso de los trabajadores que han completado estudios universitarios (nulo sobre las habilidades cognitivas, positivo y mayor al observado para los de menor nivel educativo sobre los ingresos salariales). Como hemos apuntado anteriormente esto puede deberse a que el mercado valore de forma diferente determinados conocimientos a lo largo de la dimensión cognitiva. En particular pudiera ser que las habilidades cognitivas más avanzadas fueran valoradas de forma más intensa en el mercado. Asimismo pudiera ser que el proceso de determinación salarial tuviera en cuenta la antigüedad en el puesto de trabajo y que es esta variable y no la experiencia laboral influyera de mayor manera sobre los ingresos salariales. De hecho, cuando se incluyen la antigüedad en el trabajo con un término lineal y otro cuadrático, se observa que el coeficiente de la antigüedad es al menos tan importante como el de la experiencia, pasando este último a no ser estadísticamente significativo<sup>14</sup>. En el apartado siguiente tratamos de ofrecer algunos resultados sobre el proceso de formación de habilidades en función del tipo de tareas que se realizan en el puesto de trabajo, de la adecuación entre dichas tareas y el nivel educativo el trabajador, o de si la experiencia laboral se ha acumulado mediante duraciones largas de empleo en un mismo puesto de trabajo en lugar de mediante la sucesión de muchos periodos de empleo de corta duración en puestos de trabajo distintos que pueden contribuir a dilucidar estas dos cuestiones.

---

<sup>14</sup> La literatura económica ha enfatizado las dificultades inherentes a interpretar el retorno a la antigüedad. Los incrementos salariales asociados a mayores niveles de antigüedad pueden indicar los rendimientos del aprendizaje específico en la empresa, el retorno a un mejor emparejamiento entre trabajador y empresa o, simplemente, ser el fruto de renegociaciones salariales derivadas de recibir mejores ofertas en otras empresas. Distinguir entre estos factores –u otros- es controvertido incluso cuando se dispone de muestras longitudinales (véanse la discusión en Altonji y Shakotko, 1987, Topel 1991 o Buchinsky et al., 2010).



Cuadro 4.2a. Regresión de salarios sobre experiencia, variables socioeconómicas y habilidades no cognitivas. Edad 25-45

VARIABLES	Hombres	Mujeres
	(1)	(2)
	ln(salario)	ln(salario)
<b>Experiencia</b>		
Experiencia	0.00362 (0.0146)	0.0652*** (0.0177)
Experiencia <sup>2</sup>	6.69e-05 (0.000465)	-0.00231*** (0.000572)
Experiencia*Bachiller	0.0146 (0.00944)	0.0200** (0.00917)
Experiencia*Universidad	0.0164** (0.00690)	0.0120 (0.00895)
<b>Educación</b>		
Bachiller	-0.0113 (0.153)	-0.118 (0.144)
Universidad o más	0.209** (0.106)	0.368*** (0.124)
<b>Socioeconómicas personales</b>		
Extranjero	-0.313*** (0.0622)	-0.186*** (0.0684)
Pareja	0.215*** (0.0427)	-0.0440 (0.0528)
<b>Socioeconómicas familiares</b>		
Educación madre alta	0.149** (0.0747)	0.0714 (0.0564)
No reporta educación de madre	-0.365*** (0.118)	-0.142 (0.187)
Madre con empleo a los 16 años	-0.0723 (0.0456)	0.0687 (0.0454)
Madre fallecida a los 16 años	0.172 (0.107)	-0.237 (0.166)
<b>No cognitivas personales</b>		
No le interesa aprender cosas nuevas	-0.0432 (0.0516)	-0.0834 (0.0615)
Le interesa mucho aprender cosas nuevas	-0.00148 (0.0405)	0.0445 (0.0499)
Salud muy buena	0.0424 (0.0375)	0.108** (0.0482)
Salud muy mala	-0.0711 (0.0710)	-0.0414 (0.0791)
<b>Otras</b>		
Región	Sí	Sí
Cohorte 26-35	Sí	Sí
Constant	7.139*** (0.138)	6.548*** (0.154)
Observations	786	689
R-squared	0.260	0.282

Estandar error robustos en paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Regresión igual que en cuadro 1

Cuadro 4.2b. Regresión del logaritmo de salarios sobre experiencia, variables socioeconómicas y habilidades no cognitivas. Edad 25-65

	Hombres (1)	Mujeres (3)
VARIABLES	ln(salario)	ln(salario)
<b>Experiencia</b>		
Experiencia	0.0185** (0.00900)	0.052 (0.020)**
Experiencia <sup>2</sup>	-0.000155 (0.000195)	-0.0025 (0.00106)
Experiencia <sup>3</sup>	--	0.0000415 (0.0000167)
Experiencia*Bachiller	0.00227 (0.00707)	0.0156*** (0.00558)
Experiencia*Universidad	0.00771* (0.00406)	0.0176*** (0.00472)
<b>Educación</b>		
Bachiller	0.153 (0.132)	-0.069 (0.109)
Universidad o más	0.316*** (0.0880)	0.335*** (0.0886)
<b>Socioeconómicas personales</b>		
Extranjero	-0.252*** (0.0557)	-0.196*** (0.0574)
Pareja	0.185*** (0.0395)	0.0137 (0.0407)
<b>Socioeconómicas familiares</b>		
Educación madre alta	0.0890 (0.0822)	0.0973* (0.0497)
No reporta educación de madre	-0.170 (0.107)	0.0230 (0.114)
Madre con empleo a los 16 años	-0.0773* (0.0398)	0.0018 (0.0397)
Madre fallecida a los 16 años	0.00245 (0.0909)	-0.164 (0.090)*
<b>No cognitivas personales</b>		
No le interesa aprender cosas nuevas	-0.0746 (0.0542)	0.0316 (0.0483)
Le interesa mucho aprender cosas nuevas	0.0244 (0.0361)	0.0349 (0.0397)
Salud muy buena	-0.0186 (0.0386)	0.0824** (0.0387)
Salud muy mala	-0.107** (0.0503)	-0.0600 (0.0539)
<b>Otras</b>		
Región	Sí	Sí
Cohorte	Sí	Sí
Constant	6.787*** (0.140)	6.741*** (0.110)
Observations	1,188	1,089
R-squared	0.217	0.319

Estandar error robustos en paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Regresión igual que en cuadro 1

## TAREAS EN EL PUESTO TRABAJO, ESTABILIDAD LABORAL Y HABILIDADES COGNITIVAS

Para documentar la importancia que tienen las tareas realizadas en el puesto de trabajo sobre las habilidades cognitivas procedemos a presentar los resultados de regresiones en las que los resultados de los test numéricos y de lectura se hacen depender de todos los factores laborales, educativos y socioeconómicos considerados anteriormente teniendo en cuenta, además, el tipo de tareas realizadas en el último puesto de trabajo –el actual para los empleados y el último para los desempleados- que es sobre el que la encuesta PIAAC facilita esta información. Agrupamos las tareas realizadas en el puesto de trabajo en dos categorías, básicas y avanzadas, en función de las respuestas a preguntas relativas a la intensidad de uso de facultades numérico-lectoras en la realización de las tareas del último puesto de trabajo. En concreto la variable (dicotómica) a considerar es si los encuestados realizan al menos una vez al mes las siguientes tareas: i) básicas (hacer presupuestos, utilizar calculadora, leer facturas, usar fracciones, leer diagramas, leer guías, leer correos electrónicos, leer manuales, escribir correos, escribir informes, leer artículos) y ii) avanzadas (elaborar gráficos, utilizar álgebra, leer revistas académicas, leer libros, escribir artículos). El objetivo prioritario de este análisis es observar el impacto de las diferentes tareas en el último trabajo. Para obtener estimaciones más precisas, se combinan en muestra los subgrupos hombres y mujeres, así como todas las cohortes<sup>15</sup>.

Si bien podría parecer que esta clasificación de tareas es arbitraria, el porcentaje de individuos de distinto nivel educativo que declara realizarlas resulta ser coherente con lo que cabría esperar (véase los Cuadros 4.3a y 4.3b). Así, el porcentaje de hombres que declara no realizar ninguna de estas tareas o como máximo tareas básicas en su puesto de trabajo está alrededor del 80% en el caso de aquellos con nivel educativo bajo y alrededor del 30% para los que han completado estudios universitarios. Estos porcentajes referidos a la realización de tareas avanzadas son, respectivamente, alrededor del 16% y del 68%. En el caso de las mujeres, los porcentajes de aquellas que declaran realizar ningún tipo de estas tareas o como máximo tareas básicas son más altos, para todos los grupos educativos, siendo menores los porcentajes de las que declaran realizar tareas avanzadas, lo que sugiere, entre otras cosas, que el grado de desajuste laboral de las universitarias es mayor que el registrado entre los varones. Por lo que respecta a los individuos con nivel educativo bajo el tipo de tareas básicas que declaran realizar en mayor medida son el uso de fracciones o de calculadora y la elaboración de presupuestos. Por su parte, entre los individuos de nivel educativo alto las tareas avanzadas que se declaran con mayor frecuencia son la elaboración de gráficos, el uso de álgebra y la lectura de libros y revistas académicas.

---

<sup>15</sup> Se ha efectuado un contraste de igualdad de coeficientes en regresiones lineales de los resultados del test numérico sobre cada una de las tareas para hombres y mujeres. No se rechaza la hipótesis nula de igualdad de coeficientes entre ambos grupos de la población –el p-valor está por debajo del 20%. Los resultados para el test de comprensión literaria son muy similares.

Cuadro 4.3a. Porcentaje de la población que indica que en su trabajo realiza al menos 1 vez al mes la siguiente tarea

VARIABLES	Hombres			Mujeres		
	Menos de bachiller	Bachiller	Universidad	Menos de bachiller	Bachiller	Universidad
<b>Tareas numéricas</b>						
<b>Básicas</b>						
Hacer presupuestos	26,1%	43,4%	54,9%	17,2%	35,6%	43,2%
Usar calculadora	23,7%	45,3%	65,2%	10,7%	31,8%	49,8%
Leer facturas	22,0%	37,3%	50,6%	12,3%	33,7%	39,4%
Usar fracciones	31,4%	51,5%	71,2%	17,6%	43,1%	59,6%
Leer diagramas	20,8%	43,2%	68,8%	4,4%	15,1%	40,1%
<b>Avanzadas</b>						
Elaborar gráficos	10,0%	31,0%	62,0%	0,3%	12,9%	44,4%
Utilizar álgebra	9,6%	25,4%	51,7%	10,7%	31,8%	49,8%
<b>Tareas de lectura/escritura</b>						
<b>Básicas</b>						
Leer guías	35,3%	61,7%	80,1%	18,2%	46,6%	67,3%
Leer correos electrónicos	27,1%	56,4%	79,7%	13,6%	47,2%	71,1%
Leer manuales	31,4%	59,1%	78,6%	14,4%	40,6%	66,6%
Escribir correos	23,7%	53,0%	78,3%	12,2%	44,7%	68,7%
Escribir informes	20,7%	46,5%	70,8%	9,0%	29,5%	60,0%
Leer artículos	19,0%	45,6%	68,4%	12,4%	31,5%	63,1%
<b>Avanzadas</b>						
Leer revistas académicas	14,9%	38,7%	65,0%	8,7%	24,8%	57,9%
Leer libros	7,8%	18,0%	45,6%	5,5%	12,7%	41,2%
Escribir artículos	0,5%	4,6%	16,9%	0,6%	2,6%	13,1%

Fuente: PIAAC

Cuadro 4.3b. Porcentaje de la población que indica que en su trabajo realiza al menos 1 vez al mes la siguiente tarea

VARIABLES	Hombres			Mujeres		
	Menos de bachiller	Bachiller	Universidad	Menos de bachiller	Bachiller	Universidad
<b>Tareas numéricas</b>						
Ninguna	52,92%	31,44%	13,52%	71,37%	46,26%	25,77%
Como máximo básica	30,6%	28,9%	18,4%	22,4%	35,8%	21,6%
Avanzadas	16,4%	39,6%	68,1%	6,3%	18,0%	52,6%
<b>Tareas de lectura/escritura</b>						
Ninguna	49,05%	25,61%	11,25%	65,45%	34,16%	17,79%
Como máximo básica	32,1%	31,7%	19,9%	21,0%	36,5%	19,1%
Avanzadas	18,9%	42,7%	68,8%	13,5%	29,3%	63,1%

Fuente: PIAAC

Tal y como muestran los resultados del Cuadro 4.4, el tipo de tareas realizadas en el último puesto de trabajo tiene efectos positivos sobre los resultados de los tests numérico y de lectura, si bien el efecto es heterogéneo según el tipo de tarea y el nivel educativo. Entre los individuos con educación básica, aquellos que realizan tareas matemáticas básicas en su trabajo –uso de una calculadora, cálculo de fracciones o porcentajes- obtienen en el test numérico 15 puntos más que quienes no las realizan –aún cuando se mantienen constantes la cohorte y experiencia laboral. Entre los individuos con educación básica, manteniendo constante la experiencia y cohorte, los que realizan tareas avanzadas –elaboración de gráficos, álgebra simple o compleja, o análisis de regresión- obtienen 10 puntos adicionales en el test numérico. Para los individuos que han completado estudios universitarios es de escasa magnitud el impacto de las tareas básicas y de alrededor de 20 puntos el de las tareas avanzadas.

La heterogeneidad en la relación entre tareas en el puesto de trabajo y los resultados del test que muestra el Cuadro 4.4 es coherente con evidencia previa acerca del modo en el que se adquiere capital humano en el trabajo. La adquisición de habilidades cognitivas a lo largo de la vida laboral puede entenderse como una sucesión de inversiones hechas en el sistema educativo –adquiriendo habilidades de manera formal-, durante la vida laboral –adquiriendo habilidades según las tareas adquiridas en el puesto de trabajo- o, finalmente en otros aspectos de la vida –con la interacción con la familia o los colegas. Heckman (2013) muestra que las distintas formas de adquirir las habilidades cognitivas son complementarias entre sí en determinados momentos de la vida –por ejemplo, el aprendizaje de determinadas tareas en el mercado laboral aumentaría más las habilidades cognitivas de individuos con un mayor nivel educativo previo- mientras que, al inicio de la vida laboral, las formas de adquisición de habilidades serían sustitutivas –las habilidades cognitivas se adquirirían indistintamente en el mercado laboral o bien en el sistema educativo.

Una interpretación del Cuadro 4.4 es que la realización de tareas numéricas básicas –el cálculo de porcentajes- puede adquirirse tanto en el sistema educativo como en el mercado de trabajo, siendo ambas alternativas *sustitutivas* entre sí. De hecho, las tareas básicas aportan al resultado de la prueba numérica de los entrevistados con educación primaria 15 puntos, pero apenas aportan 3 al conocimiento cognitivo de individuos con Bachillerato, Formación Profesional o Universidad, quienes ya desarrollaron estas habilidades en el sistema formal.

Por el contrario, los individuos con educación universitaria aumentarían especialmente sus habilidades numéricas cuando realizan tareas matemáticas avanzadas. Por ejemplo, la realización rutinaria de análisis de regresión o álgebra aumentaría la capacidad numérica de individuos que poseen previamente nociones formales de estadística o matemáticas, pero aumentarían en menor medida la de aquellos individuos con educación básica – ya que han adquirido dichos conocimientos de forma menos sistemática a lo largo de la vida laboral. Una explicación alternativa de la heterogeneidad de resultados para las tareas avanzadas es un error de medida no clásico, consistente en el hecho de que los individuos con educación primaria no estarían realmente efectuando tareas complejas.

Cuadro 4.4. Regresión de notas de exámenes sobre el tipo de experiencia por nivel educativo

VARIABLES	(1) Numérico	(2) Lector
Tareas básicas lectoras/numéricas	14.95*** (2.401)	13.84*** (2.258)
Tareas básicas lectoras/numéricas*Bachiller	-11.23*** (3.914)	-9.681** (3.800)
Tareas básicas lectoras/numéricas*Universidad	-12.94*** (3.505)	-10.47** (4.141)
Tareas avanzadas lectoras/numéricas	10.40*** (3.115)	7.205*** (2.621)
Tareas avanzadas lectoras/numéricas*Bachiller	1.978 (4.636)	-4.807 (4.067)
Tareas avanzadas lectoras/numéricas*Universidad	6.629* (3.844)	7.020* (3.657)

Robust estandar error en paréntesis

\*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1

Regresión igual que en cuadro 1 añadiendo las anteriores variables

En columna (1) se incluyen tareas numéricas y en (2) lectoras

En principio cabe conjeturar que los resultados pueden verse afectados por la existencia de errores de medida al suponer la realización continua de estas tareas puesto que sabemos que los trabajadores españoles y, en especial, los de nivel educativo bajo, están sometidos a una rotación laboral muy elevada que introduce una inestabilidad laboral notable, de manera que el último puesto de trabajo puede no ser representativo del tipo de experiencia laboral acumulada a lo largo de toda la vida laboral. Para proporcionar alguna evidencia sobre esta hipótesis repetimos las regresiones anteriores incluyendo como medida de la inestabilidad una variable dicotómica que toma el valor uno cuando el trabajador ha estado ocupado 3 o más puestos de trabajo distintos durante los últimos cinco años. Los resultados, que se presentan

en el Cuadro 4.5, muestran que la inestabilidad laboral no parece afectar negativamente a los resultados en el test de capacidad lectora para individuos de bajo nivel educativo por lo que respecta a la acumulación de habilidades cognitivas, e incluso refuerza el vínculo entre la realización de tareas numéricas básicas y el resultado en el test numérico. Por el contrario, la rotación entre puestos de trabajo hace más tenue la relación entre la realización de tareas avanzadas en el último puesto de trabajo y el resultado en ambos tipos de test. Los resultados pueden deberse tanto a errores de medida –la realización de una tarea avanzada en un trabajo de corta duración contribuye menos a la adquisición de habilidades cognitivas- como a un impacto negativo de la rotación –y la inestabilidad que conlleva- sobre la adquisición de capital humano.

Cuadro 4.5a. Regresión de notas de exámenes sobre experiencia y turbulencia en la vida laboral

VARIABLES	(1) Menos de bachiller Lector	(2) Bachiller Lector	(3) Universidad Lector	(4) Menos de bachiller Numérico	(5) Bachiller Numérico	(6) Universidad Numérico
Tareas básicas lectoras/numéricas	11.36*** (2.627)	4.719 (4.470)	7.773 (5.103)	6.982** (2.795)	6.561 (4.409)	4.962 (3.433)
Tareas avanzadas lectoras/numéricas	4.153 (2.842)	4.517 (3.523)	15.70*** (2.903)	12.07*** (3.440)	13.40*** (3.956)	19.06*** (2.538)
Muchos trabajos y tareas básicas	5.934 (5.634)	2.477 (9.225)	-4.718 (8.224)	19.19*** (5.961)	4.943 (9.354)	2.673 (6.743)
Muchos trabajos y tareas avanzadas	13.47* (7.513)	-12.16 (8.262)	-7.684 (6.261)	-16.29** (8.236)	-4.207 (9.683)	-4.004 (5.493)

Fuente: PIAAC

Regresión igual que en cuadro 1 añadiendo las anteriores variables

Muchos trabajos es el tener 3 o más trabajos en los últimos 5 años

Por otra parte, los trabajadores con estudios universitarios son, obviamente, más propensos a ocupar puestos de trabajo para los que están sobre cualificados. Y en este caso, cabría esperar que la realización de tareas básicas o, incluso, avanzadas en sus puestos de trabajo no produjera un efecto positivo sobre la acumulación de habilidades cognitivas. Para comprobar esta conjetura utilizamos la información que proporciona la encuesta PIAAC sobre el grado de sobrecualificación que declaran los propios trabajadores en su último puesto de trabajo.

El Cuadro 4.5b muestra que la medida de sobrecualificación utilizada no parece afectar a la relación estadística entre el contenido de las tareas desempeñadas en el trabajo y la cualificación obtenida en los tests. En una especificación adicional, en la que se interactúan tanto las medidas de turbulencia laboral como las de sobrecualificación con las tareas efectuadas en el puesto de trabajo, las primeras tienen un poder explicativo limitado, mientras que la inestabilidad del puesto de trabajo hace que la realización de tareas avanzadas tenga una menor relación con los resultados de los test – un resultado similar al obtenido en el Cuadro 4.5a. Los resultados quedan afectados por la previsiblemente mala calidad de la medida de sobrecualificación –que es reportada por la persona entrevistada y puede reflejar la influencia de otras características. Con esta salvedad, parece que la rotación laboral es un factor más relevante a la hora de explicar la relación relativamente débil entre las tareas desempeñadas en el puesto de trabajo y los resultados en el test para los individuos con titulación universitaria.

Cuadro 4.5b. Regresión de notas de exámenes sobre experiencia y nivel de sobreeducación

VARIABLES	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Menos de bachiller Lector	Bachiller Lector	Universidad Lector	Menos de bachiller Numérico	Bachiller Numérico	Universidad Numérico
Tareas básicas lectoras/numéricas	12.76*** (2.591)	4.011 (4.314)	4.590 (4.643)	10.65*** (2.823)	9.046** (4.386)	4.165 (3.172)
Tareas avanzadas lectoras/numéricas	6.067** (2.860)	1.077 (3.584)	15.99*** (2.886)	10.55*** (3.419)	8.707** (4.018)	19.36*** (2.477)
Sobreeducado y tareas básicas	-8.030 (7.256)	-0.882 (12.86)	11.85 (12.37)	-0.343 (7.655)	-7.367 (11.81)	21.21* (12.62)
Sobreeducado y tareas avanzadas	9.468 (9.185)	9.266 (9.319)	-6.295 (7.873)	-8.909 (13.12)	32.33*** (9.704)	-8.528 (7.544)
Infraeducado y tareas básicas	-0.172 (16.35)	23.59* (13.49)	27.80 (18.24)	-0.529 (11.70)	-18.45 (17.77)	5.986 (11.52)
Infraeducado y tareas avanzadas	-9.152 (12.45)	2.720 (14.25)	-13.12 (11.89)	-12.68 (11.34)	3.593 (14.94)	-6.594 (9.160)

Fuente: PIAAC

Regresión igual que en cuadro 1 añadiendo las anteriores variables

Nivel de sobreeducación/infraeducación subjetivo percibido por la persona

## COMENTARIOS FINALES

En este artículo hemos abordado una primera aproximación a los datos de la encuesta PIAAC para España desde una perspectiva que pretende documentar, en primer lugar, en qué medida el nivel educativo y la experiencia laboral de los trabajadores están asociados a sus habilidades cognitivas y, en segundo lugar, si dicha asociación se refleja en sus ingresos laborales. Los resultados obtenidos, que son muy preliminares y, por tanto, requieren un mayor análisis, sugieren que la experiencia laboral está asociada a un aumento de las habilidades cognitivas, especialmente por lo que respecta a los resultados del test numérico, en los momentos iniciales de la vida laboral (entre las cohortes más jóvenes), y en el caso de los trabajadores de nivel educativo bajo. Aunque existe una asociación clara entre las medidas de habilidades cognitivas que proporciona la encuesta PIAAC y los salarios de los trabajadores, la asociación entre nivel educativo y experiencia laboral y salarios muestra algunas diferencias importantes con respecto a la existente entre las dos primeras variables y las medidas de habilidades cognitivas. Por ejemplo, al contrario de lo que ocurre con las habilidades cognitivas, la experiencia laboral está asociada a un incremento de salario que es mayor para los trabajadores que han completado estudios universitarios que para los de nivel educativo bajo.

Para tratar de arrojar alguna evidencia sobre las causas de esta diferencia, hemos avanzado que el tipo de tareas realizadas en el puesto de trabajo, la estabilidad en el empleo y el grado de desajuste entre las cualificaciones de los trabajadores y los requerimientos de los puestos de trabajo son factores que podrían explicar por qué el efecto de la experiencia laboral sobre la acumulación de habilidades cognitivas es diferente para trabajadores de distinto nivel educativo. Los primeros resultados acerca de esta cuestión muestran que ciertamente el tipo de tareas realizadas en el puesto de trabajo y el grado de permanencia en el mismo puesto de



trabajo contribuyen a explicar tales diferencias. Sin embargo, a tal fin, la importancia del grado de sobrecualificación no parece significativa.

Así, dentro del grupo con educación primaria, los resultados en los test numéricos son 15 puntos más elevados entre los individuos que realizan tareas básicas de cálculo numérico en su puesto de trabajo – operar con una calculadora, calcular porcentajes. Dentro de este mismo grupo con educación básica, hay una asociación estadística entre la ejecución de tareas de lectura básica –escribir correos, leer algún tipo de material- y los resultados en el test de comprensión lectora. Los efectos son menores para aquellas tareas sea este estable en el tiempo o no. Estas tareas básicas aportan muy poco al resultado de los test numéricos o de comprensión lectora del grupo de entrevistados con educación universitaria. Por el contrario, los resultados en los test son más elevados entre el grupo de individuos cualificados que realizan tareas avanzadas –numéricas o de escritura- y que han rotado menos en el puesto de trabajo. Una medida de sobrecualificación basada en la propia estimación del trabajador sugiere que el desajuste juega un papel muy reducido. Estos resultados no tienen una interpretación causal, ya que no disponemos de información acerca de las habilidades cognitivas antes de entrar al mercado de trabajo. Por ejemplo, se podría argüir que los individuos con una mayor habilidad innata, independientemente de su nivel de educación, consiguen puestos de trabajo de contenido más sofisticado. No obstante, varios de los resultados que encontramos descartan que la selección en el mercado de trabajo explique todos nuestros resultados. Los individuos con educación básica que llevan a cabo tareas avanzadas obtienen un premio “menor” en sus resultados que los que llevan a cabo tareas básicas. La realización de tareas básicas –que previsiblemente, están menos sujetos a rendimientos a escala- aumenta el resultado tanto de los test numéricos como de comprensión lectora incluso entre los trabajadores con baja educación que han rotado entre puestos de trabajo. Un modelo en el que los “mejores trabajadores” alcanzan los mejores puestos de trabajo –más estables- no generaría este resultado.

De confirmarse, estos resultados tienen algunas implicaciones sobre el diseño de políticas activas y otras políticas de empleo. En primer lugar, el que determinadas tareas contribuyan a aumentar las habilidades cognitivas y otras no deben informar sobre la orientación de la formación laboral. En segundo lugar, el hecho de que la estabilidad laboral sea importante a la hora de favorecer el aprendizaje en el puesto de trabajo, especialmente entre los trabajadores de mayor nivel educativo, es un elemento más a tener en cuenta en la solución de la excesiva rotación laboral que caracteriza al mercado de trabajo español.

## REFERENCIAS

Altonji J. and R. Shakotko (1987) "Does Wage Rise with Job Seniority" *Review of Economic Studies* Vol 54(3) 437-459.

Angrist, J. y A. Krueger (1991) "Does Compulsory Schooling Attendance Affect Schooling and Earnings" *Quarterly Journal of Economics* 106(4): 979-1014.

Becker G. (1964) *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. Chicago, University of Chicago Press.

Ben Porath Y. (1967) "The Production of Human Capital and the Life Cycle of Earnings" *Journal of Political Economy* Vol. 75(4): 352-365

Bender S. , J. Schmieder y T. Von Wachter (2010) "The Long-Term Impact of Job Displacement in Germany During the 1982 Recession on Earnings, Income, and Employment" Working Paper DP0910-07 Columbia University.

Buchinsky, M., D. Fougère, F. Kramarz and R. Tchemis (2010) "Interfirm Mobility, Wages and the returns to Seniority and Experience in the US" *Review of Economic Studies* 77: 972-1001.

Card, D. (1999) "The Causal Effect of Education on Earnings" in Orley Ashenfelter and David Card *Handbook of Labor Economics* Volume 3, Chapter 30.

Carneiro, P., J. Heckman y E. Vytlačil (2011) "Estimating Marginal Returns to Education" *American Economic Review* 101(6): 2754-81.

Cunha, F. y J. Heckman (2007) "The Technology of Skill Formation" NBER Working Paper 12840

De la Fuente, A., y J. F. Jimeno (2009). "The private and fiscal returns to schooling in the EU", *Journal of the European Economic Association*, 7 (6), December, pp.1-30."

Heckman, J. (1995) "Lessons from The Bell Curve." *Journal of Political Economy*, Vol 103(5).

Heckman, J. (2013) Presidential Address at the European Economic Association Meetings, Gothenborg.

Izquierdo, M. y A. Lacuesta (2012) "The contribution of changes in employment.

composition and relative returns to the evolution of wage inequality: the case of Spain" *Journal of Population Economics* 25(2): 511-543.

Jacobson, L., LaLonde, R. J. y Sullivan, D. G, 1993. "Earnings Losses of Displaced Workers," *American Economic Review*, vol. 83(4), pages 685-709.

Mincer, J. (1974) *Schooling, Experience, and Earnings*. Columbia University Press.

Murnane, R. J., J. B. Willett, and F. Levy. 1995. "The Growing Importance of Cognitive Skills in Wage Determination." *Review of Economics and Statistics*, 77(2):251–266.

Rosen, S., 1972. "Learning by Experience as Joint Production," *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 86(3), pages 366-82.

Topel, R. (1991) "Specific Capital, Mobility and Wages: Wages Rise with Job Seniority" *Journal of Political Economy* Vol. 99(1): 145-176.

# **5. Sobrecualificación de los titulados universitarios y movilidad social**

*José Saturnino Martínez García*

Dpto. de Sociología, Universidad de La Laguna

## 5. SOBRECUALIFICACIÓN DE LOS TITULADOS UNIVERSITARIOS Y MOVILIDAD SOCIAL

**Martínez García, José Saturnino**

Depto. de Sociología, Universidad de La Laguna

### INTRODUCCIÓN

El debate en torno a la sobrecualificación surge en los años 70 en EE UU, tras la expansión de la educación superior en la segunda mitad del siglo XX, seguida de las dificultades de los jóvenes universitarios para insertarse en el mercado de trabajo (Freeman 1976). El objeto de investigación es resultado, por tanto, de la sensibilidad por la cuestión social de las personas que, tras haber invertido tiempo, esfuerzo y dinero en formación, no logran un puesto de trabajo acorde a su cualificación. Este problema es mayor en España que en la mayoría de los países de la OCDE, según las estimaciones realizadas en diversos estudios (Quintini 2011), siendo un fenómeno con un recorrido histórico de décadas (Dolado, Felgueroso y Jimeno 2000).

La sobrecualificación se presenta tanto como un problema de frustración personal (Kucel 2011) como un problema de tipo económico, pues aumenta la tasa de paro de equilibrio y disminuye la productividad tanto a nivel de empresas como del país (Quintini 2011). Las líneas que siguen resumen brevemente los principales debates teóricos en torno a la sobrecualificación a partir de la revisión de los trabajos de Sala (2011), Kucel (2011), Leuven y Oosterbeek (2011), y Quintini (2011). Luego propondremos cinco indicadores de sobrecualificación. El objeto de este estudio será averiguar si el origen social influye en la probabilidad de estar sobrecualificado en las personas con estudios universitarios. Por tanto, en este trabajo la aproximación se realiza tanto desde los estudios de sobrecualificación como desde los estudios de movilidad social.

Desde la teoría del capital humano el desajuste entre requerimientos formativos del puesto de trabajo y cualificación cabe entenderlo como provisional. La hipótesis básica de esta propuesta teórica es que los salarios son retribuidos según la productividad marginal del asalariado, por lo que si hay desajuste, se debe al tiempo necesario para que éste y empresario encuentren un punto de equilibrio acorde entre productividad y salario marginales (Becker 1964). Ante la evidencia de que este desequilibrio es permanente en el tiempo, se atribuye a características no observadas del asalariado que merman su productividad (Mincer 1974). En este sentido, el menor salario podría deberse a que la productividad del trabajador sobrecualificado es menor que la de los trabajadores que sí desempeñan un puesto de trabajo acorde a su cualificación. Esta menor productividad puede deberse a distintos factores, como un menor esfuerzo o motivación del trabajador, o debido a la heterogeneidad de los títulos educativos del mismo nivel. Algunos estudios muestran que la sobrecualificación es mayor en titulaciones universitarias de ciertas ramas que en otras, de lo cual se infiere que no es resultado de un desajuste sino del reconocimiento de que un título formal equivalente puede ocultar competencias laborales claramente diferentes (Barone y Ortiz 2011). Este fenómeno, además, explicaría el incremento de la dispersión salarial entre los universitarios.

Podemos interpretar como una concreción del modelo del capital humano la teoría del ajuste (Pissarides 2000), en la que se insiste en la buena asignación entre puesto de trabajo y asalariado, debido a que el proceso de selección de personal, por parte de la empresa, y de búsqueda de trabajo adecuado, por parte del asalariado, son ambos costosos. Los trabajadores irían cambiando de puesto de trabajo hasta lograr un buen ajuste a su cualificación, por lo que la movilidad laboral, ya sea entre empresas o dentro de la misma empresa, será mayor en los trabajadores sobrecualificados, que todavía no han finalizado dicho ajuste.

La teoría de la señalización (Spence 1973) considera que la formación no mejora la productividad de los trabajadores, sino que la consecución del título educativo señala a quienes son más productivos. El título educativo es una solución a un problema de asimetría de información, pues el empresario desconoce la productividad del asalariado antes de su contratación. Esta teoría interpreta la inversión en educación de los trabajadores de la siguiente forma: supone que existe correlación entre el rendimiento educativo y la productividad laboral, pues aquellas personas con más capacidad necesitan de menos esfuerzo para conseguir sus metas educativas, y su mayor capacidad también se hará notar en el desempeño de su ocupación. Por ello, los títulos educativos cabe interpretarlos como una señal de productividad que el trabajador “compra”, con su esfuerzo, capacidad y recursos, para enviar un mensaje al empresario. Podrá existir sobrecualificación mientras que los rendimientos asociados a la señal (el título educativo), sean mayores que los costes de obtenerla. En estos costes debe tenerse en cuenta la capacidad del trabajador y su esfuerzo, así como las variaciones en el coste de estudiar, por lo que cambio en dicho coste (como el precio de las matrículas o los costes de oportunidad de estudiar) afectará a la sobrecualificación, en el sentido de que será menor cuanto más caro sea estudiar.

Otra explicación se deriva del modelo de mercado de trabajo de Thurow (1975), y su teoría conocida como teoría de la competición por el puesto de trabajo. Desde este punto de vista, el salario depende en mayor medida de las características del puesto de trabajo que de las

características del trabajador. Para este autor existen dos colas en dicho mercado para seleccionar quien ocupará una vacante laboral. Una es la de puestos de trabajo y la otra, la de los trabajadores, y ambas se determinan de forma diferente. Los requisitos necesarios para desempeñar adecuadamente el puesto de trabajo se logran realmente en la empresa, que es donde se aprenden las habilidades necesarias. Los trabajadores se ordenan según una serie de atributos que indican que aprenderá a desempeñar sus futuras actividades laborales con más o menos dificultad. El nivel de estudios es uno de esos atributos, pero también hay otros relevantes, como la experiencia. La cola de los trabajadores está ordenada según este tipo de características, por lo que la inversión en educación no tiene tanto que ver con una mejora intrínseca de la productividad, sino con la posibilidad de mejorar la posición relativa con respecto al resto de trabajadores. Como señala Sala (2011) este modelo, aunque se parece al de señalización en el mercado de trabajo (la inversión en educación más que mejorar la productividad, mejora la posición ordinal del trabajador), se diferencia en tanto que el modelo de Spence puede llegar un momento en la inversión en la señal educativa se equilibra con el beneficio esperado de la educación. Sin embargo, en el modelo de Thurow, la decisión no tiene tanto que ver con la rentabilidad en sí misma, sino de la posición relativa con el resto de trabajadores, por lo que es un modelo más consistente con la sobrecualificación como fenómeno permanente, a diferencia de las teorías expuestas previamente.

Otro planteamiento es la teoría de la asignación de Sattinger (1993), que tiene en cuenta tanto argumentos de la teoría del capital humano como de la competición. Para esta teoría, el salario se define tanto por la productividad de los trabajadores como por la productividad del propio puesto de trabajo. Un determinado puesto de trabajo tendrá un techo y un suelo salarial, y en esa horquilla, la falta o el exceso de educación puede contribuir a disminuir o aumentar la rentabilidad esperada. Esta teoría se tiene en cuenta especialmente para el estudio de la influencia del desajuste educativo sobre el rendimiento salarial.

Estas diferentes teorías dan cuenta de la existencia de la sobrecualificación, pero en esta investigación prestaremos especial atención a una cuestión más específica: en qué medida la sobrecualificación es un resultado de la desigualdad de origen socioeconómico. O dicho de otra forma, ¿la probabilidad de una persona con título universitario de ser sobrecualificada es mayor cuanto menor es el origen social de procedencia? Kucel (2010) expone esta aproximación a la sobrecualificación desde los estudios de la movilidad social, un área menos explorada que los resultados de la sobrecualificación sobre el salario, el bienestar psicológico o planteamientos políticos. Bukodi y Goldthorpe (2011) plantean que en tanto que el fenómeno de la sobrecualificación esté vinculado al origen social y cada vez haya más personas de orígenes sociales bajos, la relación entre nivel educativo y ocupación se podría estar debilitando, invalidando así la hipótesis funcionalista, según la cual, la propia naturaleza del desarrollo económico y la búsqueda de la eficiencia deberían hacer que esta relación se hiciera mayor con el tiempo (Treiman 1970).

Este desajuste se podría estar produciendo debido a que hay ocupaciones que, además de conocimientos altamente especializados y competencias “duras” (destrezas en matemáticas y lecto-escritura), exigen en su desarrollo competencias “blandas” (habilidades sociales, capacidad de liderazgo, de influencia, de autonomía entre otras), que se forman en mayor

medida en contextos de clases sociales medias y altas que de clases populares. Desde ese punto de vista, el efecto del origen social estaría mediado por la generación de características relevantes para el empresario, que percibe a unos trabajadores como más capaces de generar negocio que otros. Bourdieu (1991) ya señaló esta cuestión, incidiendo especialmente en la importancia de las afinidades de estilos de vida (de *habitus* de clase social) entre los trabajadores, por un lado, y empresarios o clientes, por otro lado, en determinados sectores de actividad. Para Bourdieu también es importante el capital social, que facilita el acceso a información sobre el mercado de trabajo, y es más crítico con la aportación a la productividad de estos factores no cognitivos. En última instancia, no serían más que una forma de legitimar el reparto arbitrario y desigual de los recursos socioeconómicos en el seno de una sociedad.

## METODOLOGÍA

La muestra seleccionada será la de aquellas personas en PIAAC que facilitan información sobre características de su ocupación y su nivel de estudios, con edad comprendida entre 25 y 65 años. La variable principal de esta investigación es el nivel de estudios del padre, debido a que su influencia en los procesos de movilidad laboral puede ser mayor que el de la madre. Esto se debe a que para la mayor parte de la población estudiada, la tasa de actividad económica de las madres ha sido baja. Dado que la participación en el mercado de trabajo da acceso a redes sociales y conocimientos tácitos, parece más relevante tener en cuenta la información del padre. No disponemos de su ocupación, que es una de las principales características tenidas en cuenta en los estudios de movilidad.

En cuanto a la sobrecualificación, se operacionaliza en la literatura de tres formas que reciben diferentes denominaciones. En primer lugar, la sobrecualificación normativa, de análisis del puesto de trabajo u “objetiva”. En segundo lugar, autoevaluación o subjetiva, y en tercer lugar, ajuste realizado o estadística. La definición normativa, de puesto de trabajo u objetiva consiste en definir con precisión cuáles son los requerimientos formativos del puesto de trabajo determinando si se ajusta al nivel de formación de quien lo desempeña. Una buena aplicación de este método exige un estudio detallado de los puestos que está fuera del alcance de esta investigación, y que en otras investigaciones supone disponer de un detallado catálogo de ocupaciones y de sus requerimientos formativos. Con datos más agregados, autores como García Montalvo y Peiró (2009) proponen agrupar la clasificación de ocupaciones a un dígito, de forma que puede conocerse a grandes rasgos los requerimientos de titulación de los puestos de trabajo. Este es el método seguido en la presente investigación, en el que se ha considerado que el nivel educativo de una persona está o no ajustado según la categoría ocupacional a dos dígitos de la clasificación internacional de ocupaciones (ISCO 2008). El problema que surge al asignar un nivel de estudios a una ocupación es que produce un considerable error de medida (Glebbeek 1993), entre otros motivos, debido a que cuanto mayor sea el nivel de agregación de las ocupaciones, más heterogéneo puede ser el nivel de dificultad y el tipo de competencias que tiene asociadas.



En el método de autoevaluación (o sobrecualificación subjetiva), se pregunta a los ocupados cuáles son los requerimientos formativos de su puesto de trabajo. Esta opción plantea el inconveniente de que, por un lado, las personas pueden sobre-estimar la dificultad de las tareas que realizan (Sloane 2003). En cuanto a la medición estadística, toma como referencia la media de los años de escolarización de las personas que desempeñan un determinado puesto de trabajo (u otro estadístico de tendencia central más robusto) bajo el supuesto de que esa será la formación óptima para desempeñarlo. Se considera en situación de sobrecualificación a quienes están por encima de una desviación típica, y a la inversa es infracualificación. Esta forma de medición es bastante práctica, pues no supone un estudio detallado de las ocupaciones ni está sujeta a sesgos en la respuesta de los ocupados. Pero no está exenta de problemas, pues la decisión de tomar como corte una desviación típica no deja de ser arbitraria. Además, con ella se corre el riesgo de un efecto de artefacto, pues, pueden darse situaciones en las que muchas personas de nivel de estudios altos ocupen determinados puestos de trabajo de bajo requerimiento formativo, por lo que esta medición daría menos sobrecualificación de la realmente existente. Asimismo, la sobrecualificación dependerá de cómo sea la distribución de la escolarización en cada ocupación, pudiendo arrojar mediciones de sobrecualificación por la mera operacionalización del concepto. La naturaleza del estudio PIAAC nos permite aproximarnos a esta medición de la sobrecualificación de diferentes formas. Por un lado, según el método estándar, transformando el nivel educativo en años de escolarización [YRSQUAL], y realizando las operaciones pertinentes. Por otro lado, la información de PIAAC permite un tratamiento novedoso, pues además del título educativo, podemos tomar como indicadores de cualificación el nivel de competencias medido en las pruebas, que hemos elaborado para las competencias en lectura [PVLIT1] y en matemáticas [PVNUM1], siguiendo con la definición estadística de desajuste educativos (la puntuación del individuo es mayor o menor en una desviación típica al promedio de quienes están en la ocupación).

En PIAAC se pregunta a los entrevistados cuál es el nivel educativo requerido para desempeñar el puesto de trabajo [D\_Q12A]. Esto podría generar cierta confusión en quienes estudiaron bajo sistemas educativos previos, pues puede que su conocimiento del sistema actual sea limitado, y se podrían generar errores. Debe tenerse en cuenta que la población investigada ha estudiado bajo tres sistemas educativos diferentes: *Ley Moyano* (nacidos entre 1947 y 1960), *Ley General de Educación (LGE)*, nacidos entre 1961 y 1979), y *Ley orgánica de Ordenación del Sistema Educativo (LOGSE)*, nacidos entre 1985 y 1987). Los nacidos entre 1980 y 1984 estuvieron en la transición entre los dos últimos sistemas. La homogeneización de los títulos a efectos estadísticos puede ocultar características sustancialmente diferentes, entre las que cabe destacar que los ocho años de escolarización de la EGB se han transformado en diez, para asimilarla al título de ESO<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> Cabe llamar la atención sobre dos homogeneizaciones especialmente problemáticas. Por un lado, en el paso de la Ley Moyano a la LGE, títulos de perito y otros, como Maestro, que se finalizaban a los 18 años o antes, pasaron a ser considerados ISCED5A, es decir, equivalentes a tres cursos de universidad (que acaban a los 21 años). Por otro lado, en el paso de la LGE a la LOGSE, se ha homogeneizado la FP II, a la que muchas personas accedían sin el Bachillerato, y finalizaban a los 18 sus estudios, a la FP de Grado Superior, que se finaliza a los 20 años, tras cursar la mayor parte del alumnado Bachillerato. Por tanto, homogeneizar estos títulos

Los resultados de estos indicadores de desajuste educativo se presentan en la Tabla 5.1, tomando como base la población ocupada de entre 25 y 65 años. Como es habitual en este tipo de estudios, las diferentes definiciones producen resultados divergentes de ajuste educativo. Exceptuando la sobrecualificación subjetiva (o de autoinforme), que es la que produce menos ajuste, con un 55.1%, el resto oscila en un rango limitado entre el 65.3% de ajuste en competencias “blandas” del puesto de trabajo y el 72.4% de ajuste en competencias objetivas (el número de casos varía debido a la ausencia de información en algunos casos).

Tabla 5.1. Distribución de los distintos tipos de ajuste educativo al puesto de trabajo

Tipo de sobrecualificación	Infracualificado	Ajustado	Sobrecualificado	Total (%)	Total (N)
Sobrecualificación objetiva	13.5%	72.4%	14.1%	100.0%	2872
Subjetiva de título educativo	24.2%	55.1%	20.7%	100.0%	2318
Sobrecualificación estadística	18.6%	67.6%	13.8%	100.0%	2878
Estadística en lectura	16.2%	68.4%	15.4%	100.0%	2885
Estadística en matemáticas	14.9%	70.2%	14.9%	100.0%	2885

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

Como se aprecia en la Tabla 5.2, un 73% de los sobrecualificados cumple con uno o dos criterios, por lo que las diferentes formas de operacionalizar este concepto ofrecen resultados muy distintos.

Tabla 5.2. Frecuencia de coincidencia de los distintos tipos de sobrecualificación en una sola persona

Nº positivo de indicadores de sobrecualificación	Frecuencia	Porcentaje
1	426	44.7
2	269	28.3
3	159	16,7
4	63	6.6
5	33	3.5
<b>Total</b>	<b>952</b>	<b>100</b>

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

El nivel de estudios de los entrevistados es una variable decisiva en el estudio. En la Tabla 5.3 se presenta desagregado y por nivel de estudios del padre o tutor. Apreciamos la conocida relación entre origen social y nivel de estudios. El porcentaje de los hijos de personas sin estudios que llegan a licenciado o máster es del 11.0%, mientras que si el padre tiene estudios superiores, la probabilidad es de 41.4%. Por el contrario, los hijos de padres sin estudios no pasan de primarios en 17.2%, mientras que este porcentaje es para los hijos de padres con estudios superiores del 2.2%. Cabe destacar que las diferencias son menores si en la educación superior atendemos al nivel educativo de peritos o asimilados, Diplomados e Ingenieros

es dar por supuesto que dos o tres años adicionales de escolarización no producen rendimientos diferentes, tanto desde el punto de vista de la productividad laboral como desde el punto de vista de las competencias en lectura y matemáticas.

Técnicos, al que llegan el 10.6% de los hijos de padres sin estudios y el 26.1% de los hijos de padres universitarios.

Tabla 5.3. Nivel de estudios del entrevistado (desagregado) según nivel de estudios de su padre o tutor

	Nivel de estudios del padre o tutor			
	ISCED 1, 2 y 3C corta	ISCED 3 (sin 3C corta) y 4	ISCED 5 y 6	Total
Primaria o inferior (ISCED 1 or menor)	17.2%	2.0%	2.2%	13.5%
Secundaria inferior (ISCED 2, ISCED 3C corta)	25.7%	15.0%	3.1%	21.8%
Secundaria superior (ISCED 3A-B, C larga)	22.0%	26.4%	14.4%	21.8%
Post-obligatoria, no superior (ISCED 4A-B-C)	1.7%	0.7%	2.8%	1.7%
FP superior (ISCED 5B)	11.3%	8.5%	6.6%	10.4%
Diplomatura, Ing. técnica (ISCED 5A1)	10.6%	18.3%	26.1%	13.3%
Licenciatura (ISCED 5A2)	11.0%	27.7%	41.4%	16.6%
Doctorado (ISCED 6)	0.5%	1.4%	3.4%	1.0%
<b>Total</b>	100%	100%	100%	100%
	N=2184	N=382	N=320	N=2887

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

Debido a que este nivel de detalle lleva a submuestras muy pequeñas, en la investigación posterior se ha procedido a agrupar el nivel de estudios en cuatro categorías: ISCED 1 o menor, ISCED 2, 3 ó 4, ISCED 5B e ISCED 5A y 6 (como ya se muestra en la Tabla 5.4). El precio a pagar para lograr mayor tamaño muestral es el incremento de la heterogeneidad en cada nivel educativo, especialmente en la educación secundaria (ISCED 2, 3 ó 4) y en la académica superior (5A y 6), lo cual debe tenerse en cuenta en la interpretación de los datos. Para minimizar este problema, en los estudios universitarios los cálculos estadísticos de sobrecualificación se hacen separando los niveles 5A1 y 5A2, aunque los resultados se presenten con los datos agrupados.

Además de esta aproximación con tres indicadores típicos de la literatura más los dos que hemos elaborado con PIAAC, también hemos tenido en cuenta el ajuste entre títulos educativos, y las cuatro grandes agrupaciones de ocupaciones realizadas en el estudio, a saber: empleos cualificados, empleos semicualificados de cuello blanco, *idem* de cuello azul y ocupaciones de baja cualificación (Tabla 5.4). Si observamos a quienes tienen estudios universitarios, podríamos afirmar que un 25.4% están en situación de sobrecualificación.

Tabla 5.4. Tipo de ocupaciones por nivel de estudios del entrevistado

	Nivel de estudios (4 categorías)				Total
	ISCED 1 o menor	ISCED 2,3 ó 4	ISCED 5B	ISCED 5A1-5A2-6	
Cualificadas	10.6%	26.6%	32.1%	75.6%	36.5%
Cuello blanco semi-cualificadas	32.1%	44.8%	37.9%	20.0%	31.9%
Cuello azul semi-cualificadas	34.3%	17.5%	24.4%	2.0%	19.5%
Ocupaciones elementales	23.0%	11.1%	5.6%	2.4%	12.1%
Total	100%	100%	100%	100%	100%
	N=1044	N=679	N=301	N=897	N=2921

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

El resto de variables consideradas en este estudio son el sexo, la edad, la nacionalidad y la experiencia en el puesto de trabajo, características individuales asociadas a la sobrecualificación, para comparar su efecto con el origen social, así como el tipo de competencias asociadas a las tareas realizadas en el puesto de trabajo. Los efectos del sexo tienden a apuntar mayor sobrecualificación entre las mujeres, especialmente si están casadas. Este hecho se explica debido a que las carreras laborales masculinas tienden a ser más estables y mejor remuneradas que las femeninas, por lo que ellas orientan más sus decisiones a conciliar vida laboral y familiar, mientras que ellos toman decisiones guiados en mayor medida por cuestiones laborales. Por ello, cabría esperar que cuanto mayor sea la facilidad para conciliar, menores deberían ser las diferencias entre hombres y mujeres. En cuanto a la edad, en la medida que está asociada a la trayectoria laboral, se espera que, a mayor edad, menor sobrecualificación. Pero esta relación puede no ser lineal, debido a las complejas relaciones con el desarrollo a lo largo del ciclo vital de las capacidades cognitivas y de los efectos de periodo (Desjardins y Warnke 2011). Por un lado, a mayor edad, menor es la inteligencia fluida, pero mayor la cristalizada, y en la medida que la inteligencia cristalizada vaya quedando obsoleta para resolver problemas, las personas de mayor edad, a pesar de mantener sus credenciales educativas, pueden perder cierto potencial laboral debido a la combinación entre obsolescencia de sus conocimientos y dificultad para adquirir otros nuevos. Estaríamos, por tanto, en un caso que podría quedar registrado como sobrecualificación desde el punto de vista del título educativo, pero no tanto desde el punto de vida de las competencias. En cuanto a la nacionalidad, puede estar relacionada con la sobrecualificación por tres motivos. Por un lado, la realización de ciertas ocupaciones puede tener particularidades nacionales, como, por ejemplo, el ejercicio de la abogacía. Por otro, aunque tales particularidades sean mínimas, puede haber dificultades de reconocimiento de las credenciales educativas, como sucede en el caso de la medicina o la arquitectura. Por último, es posible que también exista discriminación. En cuanto a la experiencia en el puesto de trabajo, cabe esperar que si el ajuste se ha producido, tanto empresario como trabajador tendrán menos incentivo a la movilidad laboral, ya sea por promoción interna o rotación entre empresas.

En lo referente a las competencias desarrolladas en el puesto de trabajo, se han elaborado dos variables compuestas a partir de la información proporcionada por los entrevistados a las siguientes índices elaborados con las respuestas a diversas preguntas: empleo de tecnologías

de la información en el trabajo (ICTWORK), si en el trabajo se influye sobre otras personas (INFLUENCE), si se necesitan competencias numéricas (NUMWORK), leer (READWORK) escribir (WRITWORK), planificar (PLANNING) o es necesario aprender tareas nuevas (LEARNATWORK). Con estos índices se procedió a extraer dos factores mediante componentes principales, y rotarlos por el procedimiento varimax (véase anexo). De los dos factores, el primero puede ser considerado de “competencias duras”, vinculado especialmente a trabajar con TIC, realizando cálculos, leyendo y escribiendo informes. El segundo factor lo podemos considerar de “competencias blandas”, por estar asociado a la planificación, las relaciones sociales y al aprendizaje. El método de extracción de los factores conduce a que estén incorrelados, sean adimensionales, y se distribuyan como una normal canónica (es decir, media cero y varianza, la unidad).

## RESULTADOS

En la Tabla 5.5 se presenta la relación entre origen social y tasa de sobrecualificación. A medida que el nivel educativo del padre es mayor, menor es la sobrecualificación tanto subjetiva como objetiva. Sin embargo, en las tres definiciones estadísticas, no se observa la relación esperada. En el caso de los años de escolarización, las diferencias son pequeñas, mientras que en el caso de las diferencias en competencias, son claramente contrarias a las esperadas, con mayor tasa de sobrecualificación a medida que es mayor el nivel de estudios del padre o tutor. Como veremos más adelante (Tabla 5.15), esto puede deberse en a que en los niveles educativos más bajos, las personas de alto origen social muestran un nivel de competencias más alto que el resto de la población. En tanto que muchos puestos de trabajo se deciden por la titulación formal, las personas de origen alto con baja titulación no harían valer en este punto su mejor nivel de competencias. Para el conjunto de la población la relación es contraria a la esperada, pero esto se debe a un efecto de composición, pues la sobrecualificación es mayor en los niveles educativos altos, en los que abunda en mayor medida personas con estudios superiores.

Tabla 5.5. Nivel de estudios del padre o tutor y tasa de sobrecualificación de los titulados universitarios y del conjunto de la población (25-65 años)

		Nivel de estudios del padre o tutor			
		ISCED 1, 2 y 3C corta	ISCED 3 (sin 3C corta) y 4	ISCED 5 y 6	Total
ISCED 5A1-5A2-6	Objetiva	28.3	25.8	19.9	25.7
	Subjetiva	41.2	37.9	31.6	38.2
	Estadística (años de escol.)	28.7	32.8	27	29.1
	Estadística en lectura	23.2	21.8	30.4	24.8
	Estadística en matemáticas	20.3	24.1	27.8	23
Total	Objetiva	12.8	17.3	17.5	14
	Subjetiva	18.9	26.7	30.5	21.3
	Estadística (años de escol.)	11.5	19	22.9	13.8
	Estadística en lectura	13	21.1	28.2	15.7
	Estadística en matemáticas	13.4	22	24.9	15.8

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

En cuanto a las diferencias entre hombres y mujeres (Tabla 5.6), tampoco hay un patrón común para las diferentes definiciones de sobrecualificación. Entre los titulados universitarios, la sobrecualificación de hombres y mujeres es muy similar si la definimos como objetiva o estadística en años de escolarización, pero es mayor para los varones cuando se define como subjetiva o por competencias, tanto en lectura como en matemáticas.

Tabla 5.6. Tasa de sobrecualificación según sexo, para los titulados universitarios y para el conjunto de la población

		Sexo		
		Hombre	Mujer	Total
ISCED 5A1-5A2-6	Objetiva	26.1	25.3	25.7
	Subjetiva	42.3	35.3	38.4
	Estadística (años de escol.)	28.6	29.4	29
	Estadística en lectura	29.5	19.9	24.4
	Estadística en matemáticas	30.2	15.9	22.7
Total	Objetiva	13.6	14.1	13.9
	Subjetiva	18.8	23.9	21.2
	Estadística (años de escol.)	13	14.4	13.6
	Estadística en lectura	17.2	13.5	15.6
	Estadística en matemáticas	19	11.5	15.6

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

La sobrecualificación entre los titulados universitarios es mayor entre los nacidos en el extranjero<sup>2</sup> (Tabla 5.7), excepto para la competencia en lectura. Las mayores diferencias se producen en la sobrecualificación objetiva y en la estadística en años de escolarización. Para el

<sup>2</sup> Del conjunto de la muestra, menos de una treintena de personas han contestado que su máximo nivel educativo lo han logrado en el extranjero (CNT\_H), por lo que no hay muestra suficiente para establecer diferencias por este criterio.

conjunto de la población, la sobrecualificación de los nacidos en el extranjero es mayor excepto en competencias, tanto en lectura como en matemáticas.

Tabla 5.7. Tasa de sobrecualificación según nacionalidad, para la población universitaria y para el total de la población

Nivel de estudios del entrevistado	Tipo de sobrecualificación	Sexo		
		Hombre	Mujer	Total
ISCED 5A1-5A2-6	Objetiva	26.1	25.3	25.7
	Subjetiva	42.3	35.3	38.4
	Estadística (años de escol.)	28.6	29.4	29
	Estadística en lectura	29.5	19.9	24.4
	Estadística en matemáticas	30.2	15.9	22.7
Total	Objetiva	13.6	14.1	13.9
	Subjetiva	18.8	23.9	21.2
	Estadística (años de escol.)	13	14.4	13.6
	Estadística en lectura	17.2	13.5	15.6
	Estadística en matemáticas	19	11.5	15.6

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

La experiencia laboral en el puesto de trabajo es la única característica que muestra un patrón coherente en todos los indicadores de sobrecualificación (Tabla 5.8), en el sentido esperado: a más antigüedad en el puesto, menos sobrecualificación, aunque en algunos casos la mayor diferencia está entre 0-3 años (duración máxima de los contratos temporales) y el resto de experiencia. Es un resultado coherente con la teoría del ajuste, en el sentido de que la sobrecualificación debe disminuir con el paso del tiempo, pues es un proceso de ajuste laboral.

Tabla 5.8. Tasa de sobrecualificación según experiencia en el empleo actual, para la población universitaria y para el total

Nivel de estudios del entrevistado	Tipo de sobrecualificación	Experiencia en el empleo actual			
		0-3 años	4-8 años	9 y más años	Total
ISCED 5A1-5A2-6	Objetiva	33.3	25.2	22.5	26
	Subjetiva	48.2	37.6	33.7	38.5
	Estadística (años de escol.)	39.7	27.2	26.2	30
	Estadística en lectura	29.1	25.9	22.1	24.8
	Estadística en matemáticas	26.3	22.4	21.4	22.9
Total	Objetiva	16.3	14.1	13.4	14.4
	Subjetiva	25.3	22	18.3	21.2
	Estadística (años de escol.)	17.8	12	12.6	13.9
	Estadística en lectura	18.4	15.3	15	16
	Estadística en matemáticas	16.9	16.8	15.2	16.1

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

En cuanto a la edad (Tabla 5.9), la sobrecualificación de los titulados universitarios sigue una evolución en U invertida en todos los tipos de sobrecualificación excepto en la objetiva. Este

patrón es similar al observado en la evolución a lo largo de la edad de las competencias cognitivas, pues las denominadas inteligencia fluida (capacidad de innovar) y cristalizada (capacidad de hacer uso de la experiencia) evolucionan de forma distinta a lo largo del ciclo vital, y la combinación álgida de ambas se produce en las edades medias.

Tabla 5.9. Tasa de sobrecualificación por grupo de edad, para los titulados universitarios y para el conjunto de la población

Nivel de estudios del entrevistado	Tipo de sobrecualificación	Grupos de edad				Total
		25-34	35-44	45-54	55-65	
ISCED 5A1-5A2-6	Objetiva	27,5	29,3	19,2	25,1	25,7
	Subjetiva	40,2	42,2	35,8	27,8	38,4
	Estadística	30,1	31,7	26,0	24,7	29,0
	Estadística en lectura	22,5	28,6	24,8	14,7	24,4
	Estadística en matemáticas	21,1	26,2	23,7	12,1	22,7
Total	Estadística objetiva	16,8	16,9	10,4	8,4	13,9
	Subjetiva	24,5	23,4	19,8	10,6	21,2
	Estadística	16,3	16,0	11,3	8,0	13,6
	Estadística en lectura	16,2	19,4	14,7	7,2	15,6
	Estadística en matemáticas	17,7	19,3	13,8	7,1	15,6

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

A parte de estas definiciones estándar, hemos procedido a comprobar qué tipo de competencias demandada en cada ocupación, a partir de las puntuaciones de los factores que se muestran en el anexo. En la Tabla 5.10 observamos el promedio del primer factor (que se distribuye como una normal canónica), que condensa la información del conjunto de requerimientos del puesto de trabajo, especialmente los relacionados con las competencias duras. Apreciamos que las personas con un padre de nivel de estudios universitarios dicen estar en puestos de mayor requerimiento de competencias, a igualdad de nivel de estudios de los entrevistados. Las diferencias con respecto al promedio están entre 0.05 y 0.2 desviaciones típicas, por lo que no son demasiado altas.

Tabla 5.10. Media de la puntuación del factor de exigencias de competencias “duras” y genéricas del puesto de trabajo, según nivel de estudios del padre y del entrevistado

Nivel de estudios del entrevistado	Nivel de estudios del padre o tutor			
	ISCED 1, 2, y 3C breve	ISCED 3 (sin 3C breve) y 4	ISCED 5 y 6	Total
ISCED 1 o menor	-0.28	-0.15	0.19	-0.27
ISCED 2, 3 ó 4	-0.02	0.02	0.17	0
ISCED 5B	-0.1	-0.12	-0.22	-0.11
ISCED 5A1-5A2-6	0.42	0.41	0.34	0.4
<b>Total</b>	-0.04	0.16	0.27	0.02

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)



En la Tabla 5.11 apreciamos los resultados para el factor que recoge competencias “blandas”. Vemos que para las personas con título educativo bajo (estudios secundarios o inferiores), el nivel de exigencias no cognitivas del puesto es mayor cuanto mayor es el origen social del padre. Sin embargo, cuando los estudios son superiores, a mayor nivel educativo del padre, menores son estas competencias. Esto quizá podría deberse a un sesgo de selección, en el sentido de que las personas de origen social bajo que logran un título universitarios podrían estar más seleccionadas en factores no cognitivos que las personas de origen social alto. Esto en principio parece contradecir el argumento extendido en la literatura citada en la introducción, según el cual las personas de alto origen social destacarían más en competencias no cognitivas

Tabla 5.11. Media de la puntuación del factor de exigencias de competencias “blandas” y genéricas del puesto de trabajo, según nivel de estudios del padre y del entrevistado

Nivel de estudios del entrevistado	Nivel de estudios del padre o tutor			
	ISCED 1, 2, y 3C breve	ISCED 3 (sin 3C breve) y 4	ISCED 5 y 6	Total
ISCED 1 o menor	-0.28	-0.15	0.19	-0.27
ISCED 2,3 ó 4	-0.02	0.02	0.17	0
ISCED 5B	-0.1	-0.12	-0.22	-0.11
ISCED 5A1-5A2-6	0.42	0.41	0.34	0.4
<b>Total</b>	-0.04	0.16	0.27	0.02

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

Otra forma de buscar posibles diferencia en sobrecualificación, es averiguar cuál es el número medio de años de escolarización de las ocupaciones en las cuales trabajan los entrevistados (otra forma de aproximarse a la sobrecualificación estadística). Como vemos en la Tabla 5.12 no se aprecian diferencias relevantes, es decir, las personas que han alcanzado cierto nivel educativo están en ocupaciones en las que el promedio de escolarización es similar. Cabe destacar que la diferencia en los años medios de escolarización entre los cuatro niveles educativos es de cuatro cursos (10.6 a 14.4), lo que en términos absolutos no es una diferencia considerable.

Tabla 5.12. Media de años de escolarización por nivel educativo del progenitor y del entrevistado

Nivel de estudios del entrevistado	Nivel de estudios del padre o tutor			
	ISCED 1, 2, y 3C breve	ISCED 3 (sin 3C breve) y 4	ISCED 5 y 6	Total
ISCED 1 o menor	10.6	11.1	10.8	10.6
ISCED 2,3 ó 4	11.8	12	11.9	11.8
ISCED 5B	12.1	12.4	12.3	12.2
ISCED 5A1-5A2-6	14.3	14.3	14.6	14.4
<b>Total</b>	11.9	13	13.8	12.2

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

Dada la falta de resultados claros mediante estos procedimientos, se ha procedido a estudiar la relación entre origen social, nivel de estudios y la ocupación agrupada en grandes grupos, más habitual en los estudios de movilidad social. Comenzando por la relación entre origen social y logro educativo (Tabla 5.13), vemos la fuerte relación entre ambos, tal y como ha quedado reflejado repetidamente en la investigación social. La probabilidad de lograr un nivel de estudios universitarios es del 70.9% para los hijos de universitarios, mientras que es de un 22.0% para los hijos de personas con nivel de estudios bajos. En cuanto a la probabilidad de no pasar del nivel de estudios primarios, es del 5.3 y 42.9% respectivamente.

Tabla 5.13. Nivel de estudios alcanzado por el entrevistado (%), según nivel de estudios del padre o tutor

Nivel de estudios del padre o tutor	Nivel de estudios del entrevistado				Total	
	ISCED 1 o menor	ISCED 2, 3 ó 4	ISCED 5B	ISCED 5A1-5A2-6		
ISCED 1, 2, 3C	42.9%	23.7%	11.3%	22.0%	100%	2184
ISCED 3 y 4	17.0%	27.1%	8.5%	47.3%	100%	382
ISCED 5 y 6	5.3%	17.2%	6.6%	70.9%	100%	320
<b>Total</b>	<b>35.3%</b>	<b>23.5%</b>	<b>10.4%</b>	<b>30.8%</b>	<b>100%</b>	<b>2887</b>

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

En la Tabla 5.14 se muestra la probabilidad de alcanzar un cierto nivel ocupacional (en porcentaje), según el nivel educativo del padre y del entrevistado, en lo que es una típica tabla de análisis de movilidad social. En el total apreciamos una notable influencia entre el origen social y el destino ocupacional: la probabilidad de lograr una ocupación cualificada varía considerablemente dependiendo del nivel educativo del progenitor, hasta el punto que la probabilidad de desempeñarla es de más del doble para quienes provienen de una familia con un padre con estudios universitarios frente a quienes provienen de una familia con bajo nivel de estudios (68 y 32%, respectivamente), mientras que la probabilidad de desempeñar una ocupación elemental es casi tres veces mayor para quienes provienen de familias de bajo nivel educativo que de nivel alto (14 y 5%, respectivamente).

Esta desigualdad de oportunidades opera fundamentalmente mediante el sistema educativo, pues apreciamos que las diferencias dentro de cada nivel educativo son relativamente pequeñas y en el sentido predicho por las teorías de la movilidad social. En los niveles educativos medios de los entrevistados prácticamente no hay desigualdad de oportunidades por origen social. Pero en el nivel educativo más alto y más bajo es donde más se hace notar la influencia del origen social. Por un lado, si los entrevistados tienen el nivel de estudios más bajo, la probabilidad de lograr una ocupación cualificada es casi el doble para quienes tienen padres universitarios frente a quienes tienen padres sin estudios (19.9 vs. 10.5%), por lo que desde este punto de vista, la infracualificación es mayor en las personas de origen social alto. Por otro lado, las personas con estudios universitarios superiores, quienes provienen de familias de mayor nivel educativo tienen mayor probabilidad de estar “ajustados” en ocupaciones cualificadas que quienes se han criado en las familias del nivel educativo más bajo (84.6 y 71.5%, respectivamente).

Tabla 5.14. Tipo de ocupación alcanzada por el entrevistado (en %), según nivel educativo del padre o tutor

Nivel de estudios del entrevistado	Nivel de estudios del padre o tutor	Tipo de ocupación del entrevistado					
		Cualificadas	Semi-cualificadas de cuello blanco	Semi-cualificadas de cuello azul	Ocupaciones elementales	Total (%)	Total (N)
ISCED 1 o menor	ISCED 1, 2 y 3 corto	10.5%	31.3%	34.7%	24%	100%	930
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	14.6%	46.0%	30.8%	9%	100%	65
	ISCED 5 y 6	19.9%	32.0%	13.6%	35%	100%	17
	<b>Total</b>	10.9%	32.3%	34.1%	22.7%	100%	1013
ISCED 2, 3 ó 4	ISCED 1, 2 y 3 corto	26.1%	44.1%	19.4%	10%	100%	516
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	29.8%	44.9%	12.5%	13%	100%	102
	ISCED 5 y 6	29.1%	46.4%	10.3%	14%	100%	55
	<b>Total</b>	26.9%	44.4%	17.6%	11.1%	100%	673
ISCED 5b	ISCED 1, 2 y 3 corto	32.1%	36.8%	24.9%	6%	100%	246
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	33.4%	46.7%	18.2%	2%	100%	33
	ISCED 5 y 6	30.6%	39.5%	24.5%	5%	100%	21
	<b>Total</b>	32.1%	38.0%	24.2%	5.6%	100%	300
ISCED 5A-6	ISCED 1, 2 y 3 corto	71.7%	23.3%	1.5%	4%	100%	480
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	74.9%	20.9%	2.1%	2%	100%	179
	ISCED 5 y 6	84.6%	12.5%	2.5%	0%	100%	225
	<b>Total</b>	75.6%	20.1%	1.9%	2.4%	100%	885
<b>Total</b>	ISCED 1, 2 y 3 corto	30.2%	33.2%	22.6%	14%	100%	2173
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	48.9%	33.9%	11.2%	6%	100%	379
	ISCED 5 y 6	68.0%	21.2%	5.9%	5%	100%	318
	<b>Total</b>	36.8%	32.0%	19.3%	12.0%	100%	2870

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

Con estos resultados, la relación entre origen social, logro educativo y trayectoria profesional muestra que el origen social opera especialmente a través de las diferencias en la probabilidad de títulos educativos, pero una vez que se obtiene el título, la influencia del origen social es pequeña. Dicho de otra forma, la desigualdad de oportunidades asociada a la educación es fuerte en educación, y mediada por la educación en la vida laboral.

La diferente probabilidad de alcanzar una ocupación de cierto nivel, ¿hasta qué punto depende de un nivel de competencias no reflejado en el título educativo? Pues puede que sí dependa, aunque hay que ser cauto en el análisis de los datos pues las submuestras son de muy pequeño tamaño (como se aprecia en los totales de la tabla anterior). Para evitar este problema, nos centramos sólo en el análisis de los universitarios: apreciamos que a mayor

nivel educativo del progenitor, mayor es el rendimiento en lectura, por lo que el mismo nivel educativo puede estar asociado a un nivel de competencias diferente según origen social.

Tabla 5.15. Puntuación media de competencias en lectura según nivel de estudios del entrevistado, su ocupación y el nivel de estudios de su padre o tutor

Nivel de estudios del entrevistado	Nivel de estudios del padre o tutor	Tipo de ocupación del entrevistado				
		Cualificadas	Semi-cualificadas de cuello blanco	Semi-cualificadas de cuello azul	Ocupaciones elementales	Total
ISCED1 o menor	ISCED 1, 2 y 3 corto	243.4	232.5	235.0	225.0	232.8
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	277.6	255.7	253.1	228.6	255.7
	ISCED 5 y 6	291.5	242.2	229.9	238.8	249.1
	<b>Total</b>	247.8	234.8	236.0	225.5	234.5
ISCED 2, 3 ó 4	ISCED 1, 2 y 3 corto	259.2	257.4	255.1	248.9	256.6
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	273.8	261.6	271.2	253.1	265.3
	ISCED 5 y 6	287.6	281.5	253.1	266.1	278.1
	<b>Total</b>	264.1	260.1	256.8	251.4	259.7
ISCED 5B	ISCED 1, 2 y 3 corto	274.5	262.3	264.9	246.4	265.9
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	270.1	267.6	281.9	281.1	271.3
	ISCED 5 y 6	271.0	279.8	269.2	287.0	274.9
	<b>Total</b>	273.8	264.3	266.6	250.3	267.1
ISCED 5A-6	ISCED 1, 2 y 3 corto	290.5	284.2	254.1	261.4	287.5
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	292.6	278.5	277.1	255.9	288.6
	ISCED 5 y 6	300.8	297.6	299.4	202.8	300.0
	<b>Total</b>	293.9	285.1	274.7	258.0	290.9
<b>Total</b>	ISCED 1, 2 y 3 corto	275.1	252.1	243.1	232.3	254.3
	ISCED 3 sin 3C corto y 4	287.5	265.9	264.7	248.2	275.2
	ISCED 5 y 6	298.8	284.8	268.6	253.8	291.8
	<b>Total</b>	282.1	256.5	245.6	234.4	261.2

Fuente: Población entre 25 y 65 años en los microdatos de PIAAC (OCDE 2013)

De la Tabla anterior debe destacarse el nivel de competencias de las personas en ISCED 1 y en ISCED 2, 3 ó 4, pues son en los que las diferencias por origen social son mayores. Es decir, a menor nivel educativo, más relevante es el origen social en las competencias alcanzadas en la vida adulta. Dicho de otra forma, cuanto más bajo sea el nivel educativo, menos capacidad de compensar las diferencias de origen social. El proceso selectivo en educación iguala las competencias por "arriba" (las diferencias en los universitarios entre origen social y bajo son

de 12.5 puntos), pero no por “abajo” (las diferencias son de de 21.5 puntos en el nivel educativo más bajo). Por ello son cada vez más los autores que insisten en los beneficios de la escolarización temprana en la mejora tanto de la igualdad de oportunidades como del nivel medio de competencias de toda la población (Heckman 2006).

## DISCUSIÓN

El análisis de los datos presentados lleva a la conclusión de que es difícil encontrar un patrón consistente entre los indicadores de sobrecualificación y las diferentes características individuales, pues sólo en una de ellas la relación es congruente en todos los tipos de sobrecualificación: los años de experiencia en el puesto de trabajo, en consonancia con la teoría del ajuste. Esta falta de congruencia generalizada puede ser debida a cuestiones metodológicas o cuestiones más sustantivas. Desde el punto de vista metodológico, la muestra se reduce considerablemente cuando nos centramos en la subpoblación según nivel de estudios y origen social. Por otro lado, hay dificultades para operacionalizar las variaciones de los títulos educativos, pues son muy heterogéneos. Por otra parte, las distintas mediciones de la sobrecualificación pueden estar sujetas a errores de medida, como por ejemplo, la agrupación de la ocupación a dos dígitos (por limitaciones muestrales), que podría llevar a que bajo una rúbrica se agrupen puestos de trabajo con cargas cognitivas muy diferentes.

Desde un punto de vista más sustantivo, los diversos estudios arrojan resultados diferentes para cada tipo de indicador de sobrecualificación, lo que podría indicar que cada tipo de medición recoge dimensiones independientes del problema, y por tanto, es necesaria una aproximación plural a este problema. Las limitaciones y posibilidades de cada tipo de medición se detallaron en la introducción.

Desde el punto de vista de la movilidad social, sí detectamos que a mayor nivel de estudios del padre, menor es la probabilidad de estar sobrecualificado en los indicadores objetivo, subjetivo pero no se aprecia relación en la sobrecualificación estadística por años de escolarización. La sobrecualificación por competencias sí muestra relación con el origen social, pero en sentido contrario de lo pronosticado.

Dada esta confusión de resultados, que se mantiene para el resto de características estudiadas, nos hemos aproximado a este problema desde la tradición de estudios de movilidad social. Se observa una fuerte relación entre origen social y logro educativo, como es habitual en este tipo de estudios. Pero una vez que se ha alcanzado el título universitario, el origen social no produce grandes efectos sobre la probabilidad de alcanzar ocupaciones de baja cualificación. Este resultado es congruente con la teoría de Boudon (1983), desarrollada más recientemente por Goldthorpe (2010). Según esta teoría, podemos distinguir dos tipos de mecanismos para explicar el logro educativo. Por un lado, los “efectos primarios”, que serían todos aquellos factores que contribuyen a determinar las capacidades individuales asociadas al éxito escolar. Entre los efectos primarios hay tantos factores individuales (salud, capacidades cognitivas y no cognitivas innatas, etc.), como factores sociales (nivel socioeconómico y

cultural de la familia). Estos efectos se hacen sentir en las etapas más tempranas del sistema educativo, en las cuales unos niños se diferencian de otros por su facilidad para el buen rendimiento educativo. Pero debido a la selección producida al final de cada etapa educativa, cuanto mayor sea la etapa, menor será el peso de los efectos primarios, pues el alumnado se va igualando por rendimiento. Por ello, las diferencias en competencias por origen social son pequeñas a igualdad de nivel educativo (Tabla 5.14), aunque son considerables en cuanto a la probabilidad de alcanzar cierto nivel educativo (Tabla 5.15).

Estos datos apuntan, por tanto, a que el mayor peso en la explicación de la desigualdad social está en la relación entre familia y logro educativo, y en mucha menor medida, en la relación entre sistema educativo y mercado de trabajo. Los datos por tanto no apoyan las tesis de Bourdieu (1991) o las más recientes de Goldthorpe (en el trabajo citado con Bukodi), según la cual los factores no cognitivos desempeñan un papel importante en la movilidad social. Ambos autores se refieren especialmente a un contexto en el que se haya expandido considerablemente la educación superior. Para controlar este hecho, se procedió a realizar estimaciones sólo para las personas entre 30 y 45 años, protagonistas del “boom de la universidad” en España, sin que las conclusiones sean diferentes. Incluso podría suceder al contrario de lo que proponen ambos autores, pues las personas que provienen de bajo origen social con titulación universitaria manifiestan desempeñar ocupaciones con más carga de factores no cognitivos. Una hipótesis a explorar es que a diferencia de otros países, la expansión universitaria ha sido más tardía y rápida en España, por lo que el contexto histórico no es comparable al de Francia o Reino Unido.

## CONCLUSIONES

El objeto de este estudio ha sido la relación entre sobrecualificación y movilidad social, con el objeto de contrastar si el origen social puede estar relacionado con la sobrecualificación y en qué medida su relación puede ser mayor o menor que la de otros factores asociados a la sobrecualificación, tales como el sexo, la edad, la nacionalidad o la experiencia laboral. Para ello se ha adaptado a los datos de PIAAC tres indicadores habituales en la literatura sobre esta cuestión, a los que se han añadido dos nuevos, gracias a la riqueza de información de este estudio. La investigación se ha centrado especialmente en el caso de la sobrecualificación de los titulados universitarios.

La relación entre los distintos indicadores de sobrecualificación y las características estudiadas de los ocupados no es consistente, es decir, que una misma característica puede estar asociada a efectos de signo contrario en distintos indicadores. Esto podría deberse tanto a problemas metodológicos como más sustantivos, en el sentido de que cada indicador refleja una dimensión distinta del problema estudiado.

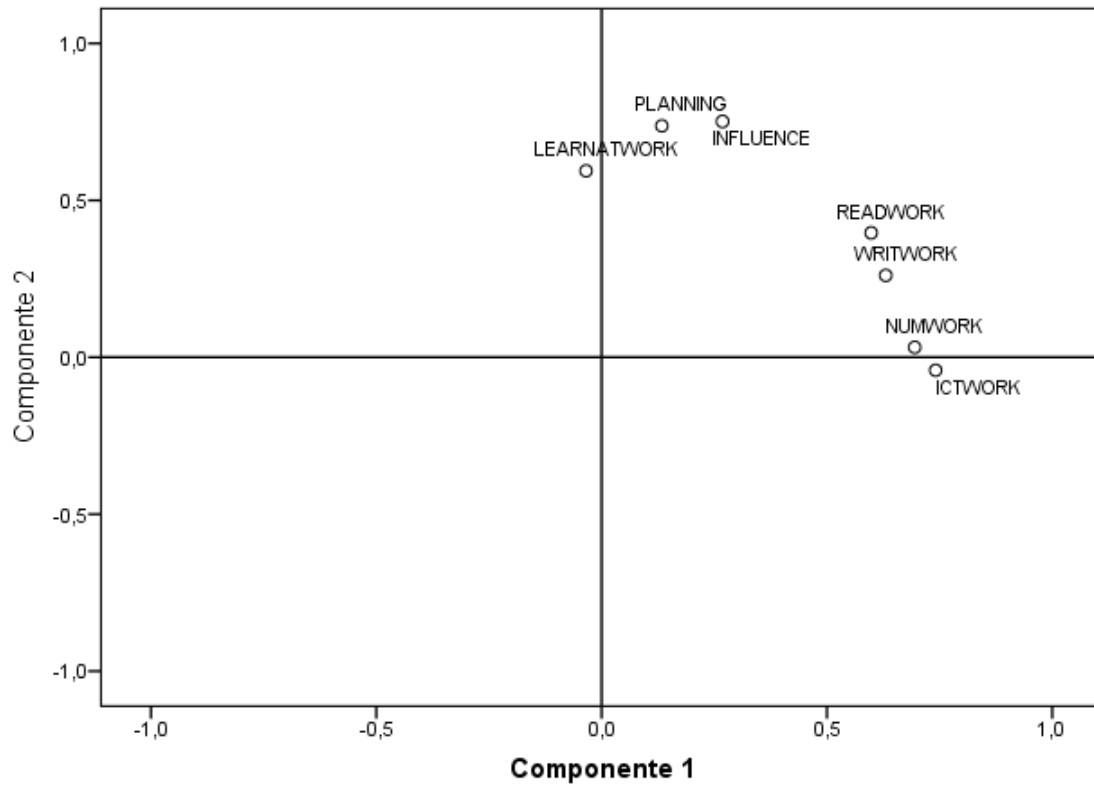
Se ha probado una aproximación diferente a la sobrecualificación, a partir de la agrupación en cuatro de las ocupaciones (cualificadas, semicualificadas de cuello blanco, de cuello azul y elementales), lo cual metodológicamente nos aparta de los estudios estándar de la

sobrecualificación y nos acerca más a la tradición de investigación sobre movilidad social. Tras comprobar la intensa relación entre origen social (medido por el nivel de estudios del padre) y nivel educativo de los entrevistados, se ha detectado otra relación más débil: entre quienes tienen título universitario, los de origen social alto es más probable que desempeñen ocupaciones cualificadas. También sucede que el nivel de competencias en lectura de las personas de alto origen social es un poco más alto, lo cual podría explicar el mejor ajuste de los universitarios, debido en parte a que entre ellos abundan más los licenciados que los diplomados, y que su nivel de competencias en lectura es 10 puntos superior al resto.

Estos resultados sugieren que el mayor peso de la desigualdad de oportunidades está en la relación entre origen social y rendimiento educativo, y no tanto en la relación entre origen social y mercado de trabajo. La mejora en la igualdad de oportunidades, por tanto, debería descansar más sobre políticas educativas que laborales.

## ANEXOS

Gráfico 5.1. Gráfico en espacio rotado de los factores extraídos por componentes principales



Calculado sólo para quienes trabajaron con remuneración la semana anterior a la encuesta. Los casos perdidos han sido sustituidos por valores medios.



## REFERENCIAS

- Barone, C. y L. Ortiz. 2011. "Overeducation among European University Graduates: a comparative analysis of its incidence and the importance of higher education differentiation", *Higher Education* 61:325-337.
- Becker, G.S. 1964. *Human capital : a theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. New York: Columbia University Press.
- Boudon, R. 1983 [1973]. *La desigualdad de oportunidades*. Barcelona: Laia.
- Bourdieu, P. 1991 [1979]. *La distinción*. Madrid: Taurus.
- Bukodi, E. y J. Goldthorpe. 2011. "Social class returns to higher education: chances of access to the professional and managerial salariat for men in three British birth cohorts", *Longitudinal and Life Course Studies* 2.
- Desjardins, R. y J. Warnke. 2011. "Ageing and Skills: a review and analysis of skill gain and skill loss over the lifespan and over time", en *OECD Working Paper*.
- Dolado, J.J., F. Felgueroso y J.F. Jimeno. 2000. "Youth labour markets in Spain: Education, training, and crowding-out", *European Economic Review* 44:943-956.
- Freeman, R.B. 1976. *The overeducated american*. New York: Academic Press.
- García Montalvo, J. y J.M. Peiró. 2009. *Análisis de la sobrecualificación y la flexibilidad laboral*. Valencia: IVIE.
- Glabbeek, A.C. 1993. *Perspectieven op Loopbanen*. Assen: Van Gocum.
- Goldthorpe, J.H. 2010. *Sobre la sociología*. Madrid: CIS.
- Heckman, J.J. 2006. "Skill Formation and the Economics of Investing in Disadvantaged Children", *Science* 312:1900-1903.
- Kucel, A. 2010. "The sociology of educational mismatch", en *DemoSoc Working Papers*: Universidad Pompeu Fabra.
- . 2011. "Literature Survey of the Incidence of Over-education: A Sociological Approach", *Revista Española de Investigaciones Sociológicas* 134:125-142.
- Leuven, E. y H. Oosterbeek. 2011. "Overeducation and mismatch in the labor market", en *IZA Discussion Paper*.
- Mincer, J. 1974. *Schooling, experience and earnings*. New York: Columbia University Press.
- Pissarides, C. 2000. *Equilibrium Unemployment Theory*: MIT Press.

- Quintini, G. 2011. *Over-Qualified or Under-Skilled: A Review of Existing Literature*. OECD,
- Sala, G. 2011. "Approaches to Skills Mismatch in the Labour Market: A literature review", *Papers* 96:1025-1045.
- Sattinger, M. 1993. "Assignment Models of the Distribution of Earnings", *Journal of Economic Literature* 31:851-880.
- Sloane, P.J. 2003. "Much Ado About Nothing? What Does the Over-education Literature Really Tell us?" en *Overeducation in Europe: Current Issues in Theory and Practice*, F. Buchel, A. DeGrip y A. Mertens (Dir.). Northampton: Edward Elgar.
- Spence, M. 1973. "Job market signaling", *The quarterly journal of Economics* 87:355-374.
- Thurow, L.C. 1975. *Generating inequality: Mechanisms of distribution in the US economy*: Basic books New York.
- Treiman, D.J. 1970. "Industrialization and Social Stratification", en *Social Stratification Research and Theory for the 1970s*, E.O. Laumann (Dir.). Indianapolis: Bobbs-Merill.

# 6. Educación, conocimientos y perfiles ocupacionales

*Francisco Pérez García<sup>1</sup>; Laura Hernández Lahiguera<sup>2</sup>*

<sup>1</sup> Universidad de Valencia e Ivie; <sup>2</sup> Ivie

## 6. EDUCACIÓN, CONOCIMIENTOS Y PERFILES OCUPACIONALES

**Pérez García, Francisco<sup>1</sup>; Hernández Lahiguera, Laura<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Universidad de Valencia e Ivie; <sup>2</sup> Ivie

### INTRODUCCIÓN

Este trabajo analiza los primeros resultados que ofrece el programa de la OCDE para la Evaluación Internacional de Competencias de los Adultos (PIAAC) sobre los niveles de competencia lectora (índice PIAAC-L) y matemática (índice PIAAC-M) de los ocupados españoles. Tras describir la información se analizan los determinantes de los niveles de competencia alcanzados por los individuos atendiendo a sus características sociodemográficas, educativas y ocupacionales. Dentro de estas últimas se distinguirán dos tipos de factores: los relacionados con el ámbito productivo (tamaño de empresa y sector de actividad) y los correspondientes a la ocupación desempeñada (trabajador del sector público o privado, directivo, y empresario con o sin trabajadores).

El análisis contempla los resultados de PIAAC desde la perspectiva del capital humano y su motivación es doble. Por una parte deseamos conocer hasta qué punto la educación es lo único que importa en el capital humano: en particular, si para alcanzar los niveles de competencia que permiten a los encuestados enfrentarse a las distintas cuestiones planteadas por PIAAC existen otros factores relevantes, sean personales o asociados a la experiencia laboral. En segundo lugar, deseáramos explorar hasta qué punto los procedimientos de selección basados en las credenciales educativas influyen en los niveles de competencia alcanzados por ocupados que se diferencian por los criterios utilizados en su reclutamiento. Esta cuestión será explorada comparando las puntuaciones de PIAAC alcanzadas por grupos de ocupados en los que la importancia de las credenciales educativas para acceder al empleo es más alta –como los empleados públicos, sometidos a reglas de selección muy estandarizadas–

o más baja –como los trabajadores autónomos o los empresarios que, al autoemplearse no pasan filtros basados en dichas credenciales-.

Los resultados de PIAAC son útiles para abordar estas cuestiones. Como veremos, las puntuaciones obtenidas por los ocupados en competencia lectora y matemáticas confirman que España se caracteriza por el empleo mayoritario de recursos humanos de cualificación media y una limitada utilización de los de cualificación alta. A partir de esa constatación, el trabajo busca respuestas a las cuatro preguntas siguientes:

- ¿Es determinante el nivel educativo completado por los ocupados de la puntuación PIAAC alcanzada por los mismos?
- ¿Existen factores distintos de los educativos que son relevantes para la explicación del nivel de competencia lectora y matemática alcanzada por los ocupados? ¿Están esos factores ligados a características del ámbito laboral en el que estos se desenvuelven?
- ¿Influye la distinta importancia atribuida a las credenciales educativas en los procedimientos de selección de los empleados públicos y privados sobre sus niveles de capital humano, medido según los índices PIAAC?  
¿Poseen los empresarios -que se autoseleccionan- ventajas de capital humano que se reflejan en sus competencias lectoras o matemáticas y cabe asociar a sus características idiosincrásicas, haciendo menos relevante en su caso el capital educativo? ¿Poseen esas ventajas los directivos, que sí son seleccionados en mercados en los que las credenciales educativas importan?

Tras esta introducción, el trabajo se estructura en cuatro apartados. El apartado 2 enmarca brevemente el estudio en la literatura relacionada y las posibilidades de abordar nuevas cuestiones a partir de la encuesta PIAAC. El apartado 3 se presentan los índices PIAAC correspondientes al conjunto de los ocupados españoles y a los distintos subgrupos considerados, sus valores medios y su estructura por niveles, así como sus relaciones con las características educativas de la población (niveles de estudio) y del tejido productivo (tamaño de las empresas y sectores de actividad). El punto 4 se analizan los determinantes de las puntuaciones individuales alcanzadas en PIAAC, considerando simultáneamente el papel de las características demográficas (sexo, edad), educativas (nivel de estudios), laborales (asalariado, emprendedor) y productivas (tamaño de empresa, sector de actividad). Por último, se resumen las principales conclusiones.

## LA LITERATURA SOBRE EL CAPITAL HUMANO Y LA RELEVANCIA DE PIAAC

PIAAC ofrece información relevante para mejorar el análisis del capital humano de los ocupados en varias direcciones: utilizar indicadores de capital humano más completos que los basados solo en variables educativas; avanzar en el análisis de los desajustes entre formación y requerimientos de los puestos de trabajo; analizar el papel de las credenciales educativas en la evaluación del potencial productivo de los individuos; evaluar la existencia en los empresarios

y directivos de capacidades idiosincrásicas que reducen, o no, la asociación entre educación y niveles de competencia.

## Las puntuaciones PIAAC como indicadores de capital humano

La literatura teórica sobre capital humano señala, desde sus inicios (Schultz, 1962; Becker, 1964; Mincer, 1974) que la capacidad de generar servicios productivos de los individuos depende de factores personales, formativos y de otros basados en la experiencia, en particular la laboral. No obstante, debido a la limitada disponibilidad de información, la heurística<sup>1</sup> del papel que desempeña el capital humano en las diferencias observadas en variables relevantes como la renta per cápita, la productividad o los salarios se basa casi siempre en la evaluación del efecto de los niveles educativos de los ocupados (Mas, Pérez, Uriel, Serrano, 1995). Sin embargo, es obvio que los años de estudio y los niveles educativos completados constituyen una aproximación a los conocimientos y competencias adquiridas que, en ocasiones, resulta muy imperfecta, pues se trata de indicadores que ignoran las diferencias de aprovechamiento formativo entre los individuos que completan cada nivel de estudios. También ignoran el capital humano aportado por otros elementos, como el entorno social o laboral, potencialmente muy relevantes para el aprendizaje y que las evaluaciones del capital humano basadas en los salarios confirman (Pastor y Serrano, 2002).

Las puntuaciones en comprensión lectora o matemáticas ofrecen medidas de las capacidades de los individuos en el momento de responder al cuestionario PIAAC que pueden interpretarse como resultado de las dotaciones acumuladas de varios tipos de capital humano, no solo de índole educativa. PIAAC analiza dos dimensiones muy importantes de las capacidades y habilidades de los individuos para su desempeño ocupacional –la comprensión lectora y matemática-, evaluándolas de manera que permite explorar el efecto sobre las mismas de factores que influyen en el capital humano y rara vez pueden ser cuantificados. Gracias a la amplia información sobre los encuestados ofrecida, PIAAC permite analizar la relación entre las puntuaciones obtenidas en las dos competencias evaluadas y numerosas características demográficas, educativas y laborales y psicosociales de los individuos.

## Desajuste entre competencias y requerimientos de los puestos

Un rasgo característico del mercado laboral actual es la necesidad de aprendizaje permanente y la adquisición de competencias dentro y fuera del sistema educativo. Los avances tecnológicos, en particular la creciente presencia de las tecnologías de la información y comunicación, cambian la idiosincrasia de muchos puestos de trabajo de manera más rápida, requiriendo que los ocupados actualicen sus habilidades para adaptarse a esos cambios (Rouet et al, 2009). En este sentido, un nivel suficiente de competencias que facilitan el aprendizaje –

---

<sup>1</sup> Sobre la *heurística de la disponibilidad*, es decir, la importancia de la información disponible a la hora de proponer interpretaciones o explicaciones de los problemas analizados, véase las reflexiones de Kahneman (2013), capítulo 12 (pág. 174).

en particular de comprensión lectora y de matemáticas- son esenciales para mantener la capacidad de participación laboral en las sociedades modernas.

Además, las economías de estas sociedades avanzadas demandan a un porcentaje creciente de trabajadores –y en particular a quienes las dirigen- habilidades cognitivas de nivel superior relacionadas con la comprensión, interpretación, análisis y comunicación de información más y más compleja (Gal et al, 2009). Como consecuencia de ello, la población laboralmente activa se enfrenta con mayor frecuencia a retos de adaptación y ajuste de su formación a los requerimientos de los empleos.

Evaluar el desajuste ocupacional requiere medir las competencias de los individuos en cada momento de su vida laboral y también los requerimientos de los puestos disponibles en ese momento. PIAAC representa un paso importante para evaluar este problema al ofrecer medidas de la distribución actual de las competencias. PIAAC persigue dos objetivos relacionados con la valoración del desajuste: medir las diferencias en competencias básicas tanto dentro de los países como entre ellos, y evaluar la relación entre las competencias de los adultos y diversos rasgos económicos y sociales, como la especialización productiva, los ingresos, las características del puesto de trabajo, el nivel educativo alcanzado, la participación en la formación continua, la salud, el capital social, etc. (Gal et al, 2009).

## **Credenciales educativas y niveles de competencia**

El papel de las credenciales educativas en el mercado de trabajo puede ser muy diferente, según los grupos de ocupados. Los procesos de selección son dispares entre sectores y según el tamaño de las empresas, pero entre algunos grupos de ocupados son particularmente distintos. Por ejemplo, dentro de los asalariados los procesos son claramente diferenciables entre el sector público y el privado, pues en el primero el sometimiento a procedimientos reglados es mucho más frecuente. Como consecuencia de ello, indicadores teóricamente objetivos como las credenciales educativas desempeñan un papel mayor en el caso de los empleados públicos. Por otra parte, dentro del sector privado existe una clara diferencia entre los procedimientos de selección de los asalariados (a través de un mercado basado en criterios e indicadores diversos, entre los que suelen incluirse los niveles educativos y otras pruebas de capacidad) y de los empresarios con o sin asalariados, que por definición se autocontratan y en los que no existen filtros de ese tipo.

Es conocido que las características educativas de los ocupados en los distintos subsectores del sector público y privado son muy distintas y que, en general, la concentración en el sector público de empleados con niveles educativos altos es mayor (Alba-Ramírez y San Segundo, 1995; García et al, 1997; Lassibille, 1998; Peiró et al, 2012). También es sabido que en España el nivel educativo medio de los empresarios es bajo –en particular de los autónomos- mientras que entre los directivos profesionales es elevado (Serrano y Hernández, 2008; Pérez y Serrano, 2013).

Al suministrar indicadores de competencia de los ocupados, PIAAC ofrece posibilidades interesantes para evaluar las implicaciones del distinto papel de las credenciales educativas en

diferentes colectivos. Concretamente, permite analizar hasta qué punto recurrir más intensamente a los indicadores educativos en la selección de personal permite disponer de recursos humanos con mayores niveles de competencia.

### **Idiosincrasia de los emprendedores y niveles de competencia**

Los rasgos que identifican a los emprendedores en la literatura se relacionan con la calidad de juicio de estos individuos –que les permite acertar más en contextos inciertos- y sus habilidades en diferentes aspectos: asumir riesgos (Knight, 1921, Kihlstrom y Laffont, 1979); aprovechar pecuniariamente el conocimiento disponible (Schumpeter, 1934), cubrir necesidades no satisfechas (Kirzner, 1973); coordinar la actividad económica y dirigir equipos a través de sus propios planes dentro de sus empresas frente a la coordinación anónima del mercado (Coase, 1937); procesar y sintetizar información para adoptar decisiones, a pesar de que la información sea con frecuencia incompleta y, a veces, contradictoria (Casson, 1982). Todas estas características adquieren valor en contextos de incertidumbre y parecen vincular la competencia de los empresarios –y en parte de los directivos, que también emprenden a través de la gestión de las empresas- a factores que no tienen que ver con la educación.

Un corolario de esta valoración de que la educación no es clave para el emprendimiento es que la formación importa poco para que un empresario consiga un suficiente nivel de competencias. En España, donde existe un porcentaje elevado de empresarios autónomos y de empresarios con asalariados con bajos niveles de formación, esta interpretación es frecuente. Sin embargo, otro grupo de ocupados que también desarrolla actividades emprendedoras, los directivos profesionales (seleccionados en el mercado correspondiente) ostentan niveles educativos mucho mayores. Hay que tener en cuenta que unos mayores niveles educativos de quienes deciden en las empresas están asociados a especializaciones más intensivas en conocimiento y a empresas más competitivas y de mayor tamaño. Además, la formación de los emprendedores influye positivamente sobre la intensidad con la que se usa y aprovecha el capital humano (Pérez y Serrano, 2013).

PIAAC ofrece una posibilidad interesante en relación con este tema: contrastar si los niveles de competencia en comprensión lectora y matemática en el caso de los empresarios se asocian con los niveles educativos de manera diferente que en el caso de los directivos o de otros grupos de ocupados. Con la ayuda de los resultados de PIAAC Se puede contrastar si los empresarios alcanzan niveles de competencia superiores a los que corresponderían a sus restantes características o si, por el contrario, no presentan diferencias significativas.

## **LAS COMPETENCIAS DE LOS OCUPADOS ESPAÑOLES, SEGÚN PIAAC**

Este apartado describe los niveles de competencias alcanzados por los ocupados españoles, clasificándolos en grupos que se utilizarán para el posterior análisis de los determinantes enfocado a responder las preguntas enunciadas en la introducción.



## Niveles medios

Los niveles promedio de competencia en comprensión lectora (PIAAC-L) y matemáticas (PIAAC-M) de los ocupados españoles son medios-bajos, tanto desde la perspectiva de sus valores (entre 256 y 256 puntos en una escala de 500) como del nivel más frecuente (el 2, tercero en la escala 0-5 considerada). El 70-72% de los encuestados se sitúan en el nivel 2—que implica capacidad de realizar inferencias de bajo nivel y de realizar cálculos e interpretar datos relativamente simples— y el nivel 3 —que requiere que el individuo sea capaz de manejar textos y problemas cuya resolución requiere usar información más compleja. Solo el 6% alcanzan los niveles 4 o el 5, que exigen competencias elevadas en el manejo e integración de información referida a textos, estadísticas, probabilidades, fórmulas o representaciones matemáticas.

En general, los resultados de los ocupados españoles son ligeramente más bajos en matemáticas que en comprensión lectora, aunque las diferencias resultan para el promedio modestas. En cambio, los emprendedores muestran en este aspecto un comportamiento diferente al general: los empresarios —con o sin asalariados— alcanzan el mismo nivel en ambas dimensiones y los directivos logran un índice PIAAC-M superior al PIAAC-L. Por el contrario, entre los empleados públicos la superioridad de PIAAC-L respecto a PIAAC-M es mayor que en las restantes categorías de ocupados.

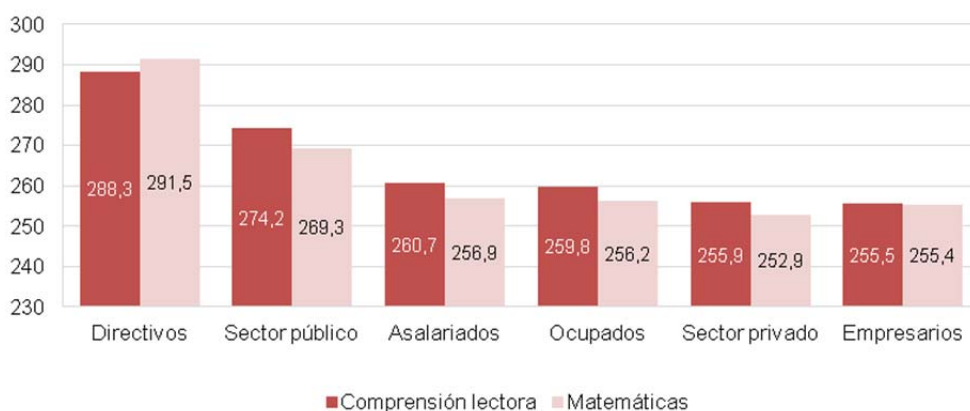
Dos de los grupos de ocupados que vamos a analizar sobresalen por encima del conjunto por sus niveles medios de competencias en los campos analizados: los empleados públicos y, sobre todo, los directivos profesionales<sup>2</sup>. Los empleados públicos destacan por sus mayores niveles de comprensión lectora, pero la estructura de niveles de los dos índices PIAAC es similar al promedio. Los directivos destacan más en ambos índices, que se sitúan en el nivel 3, en especial en sus competencias matemáticas. Una amplia mayoría de los profesionales que desempeñan tareas directivas, superior al 60%, alcanzan los niveles 3 y 4 de la escala, de modo que en su caso cabe hablar de niveles de capital humano —desde la perspectiva de PIAAC-medio-altos.

El contraste entre directivos y empresarios es muy marcado, tanto en los promedios de las puntuaciones en las dos competencias PIAAC como en su estructura por niveles. El porcentaje de los empresarios que alcanza al menos el nivel 3 es de apenas un tercio (35% en comprensión lectora y 33,2% en matemáticas) mientras que en el caso de los directivos casi se duplica (64,3% y 68.2%, respectivamente). En cambio, no existen diferencias significativas de los empresarios respecto al promedio de los ocupados, los trabajadores del sector privado o el conjunto de los asalariados.

---

<sup>2</sup> Hay que tener en cuenta que algunas de las relaciones estudiadas en este artículo son endógenas, en el sentido de que en el análisis realizado no se puede distinguir si los directivos o empleados públicos alcanzan mayores niveles de competencias por el desempeño de su actividad, o si ya las tenían desde el principio y por ello han acabado siendo directivos o empleados públicos. Asimismo, en general, cuanto mayores sean las capacidades innatas más fácil será obtener mayores niveles educativos y, al mismo tiempo, dadas las capacidades, cuanto más se avance en el sistema educativo la probabilidad de aumentar las competencias también será mayor (Hernández y Serrano, 2013).

Gráfico 6.1. Puntuación PIAAC en comprensión lectora y matemáticas de los ocupados, asalariados, empresarios, directivos, y trabajadores de los sectores privado y público



Media de los 10 valores plausibles PIAAC. Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Tabla 6.1. Estructura porcentual de los niveles de rendimiento PIAAC en comprensión lectora y matemáticas de los ocupados, asalariados, empresarios, directivos, y trabajadores de los sectores privado y público

	Comprensión lectora						Matemáticas					
	N0	N1	N2	N3	N4	N5	N0	N1	N2	N3	N4	N5
Ocupados	4.2	17.2	38.9	33.0	6.4	0.3	5.8	17.8	39.5	30.9	5.9	0.1
Asalariados	4.1	16.8	38.4	33.8	6.7	0.2	5.9	17.7	38.5	31.7	6.0	0.1
Empresarios	4.7	19.9	40.5	29.7	4.7	0.6	5.2	18.3	43.3	27.3	5.9	-
Directivos	-	7.9	27.8	45.4	16.8	2.1	-	6.6	25.2	45.0	23.2	-
Sector público	4.9	18.6	40.7	30.4	5.3	0.2	6.7	19.8	39.7	28.1	5.8	-
Sector privado	1.6	12.5	32.8	42.4	10.1	0.6	2.7	10.3	39.0	41.2	6.6	0.2

Niveles PIAAC: 0 (menos de 176 puntos), 1 (176-225 puntos), 2 (226-275 puntos), 3 (276-325 puntos), 5 (376-500 puntos).  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

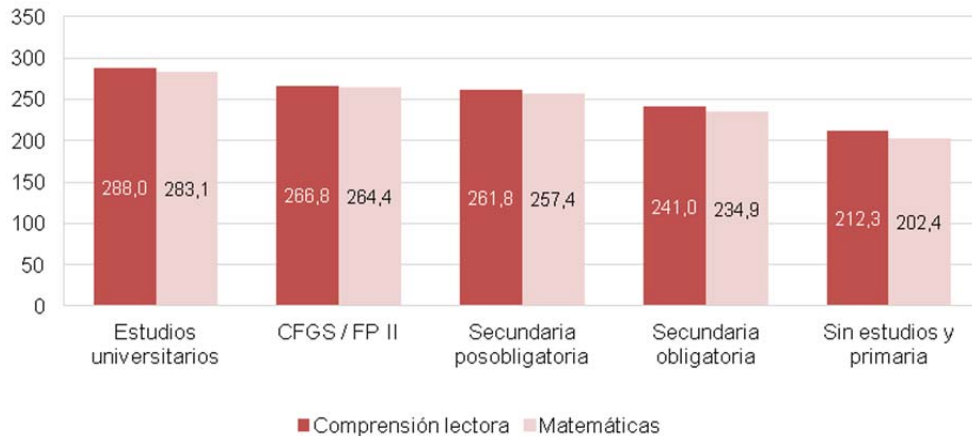
## Niveles PIAAC vs niveles de estudios

Los índices PIAAC pueden ser interpretados como indicadores de capital humano alternativos a los habituales basados en los niveles educativos, puesto que miden la capacidad de desempeñar las competencias consideradas en la encuesta. Desde esta perspectiva es relevante explorar las relaciones entre PIAAC-L y PIAAC-M y la información que la encuesta ofrece sobre las características educativas de los ocupados.

La primera constatación es que las puntuaciones PIAAC aumentan en promedio con el nivel de estudios. La media de quienes tienen como máximo estudios primarios se sitúa en el nivel 1 de PIAAC mientras que los promedios de los siguientes tres escalones educativos –enseñanza secundaria obligatoria y posobligatoria y ciclos formativos de grado superior (CFGS) o FP-II- se sitúan en el nivel 2. Por su parte, los universitarios ocupados se sitúan en promedio en el nivel

3, si bien debe advertirse que la puntuación media de este grupo es 288 para PIAAC-L y 283 para PIAAC-M, valores más próximos al mínimo del intervalo de este nivel (275-325) que al mínimo del nivel 4 (325).

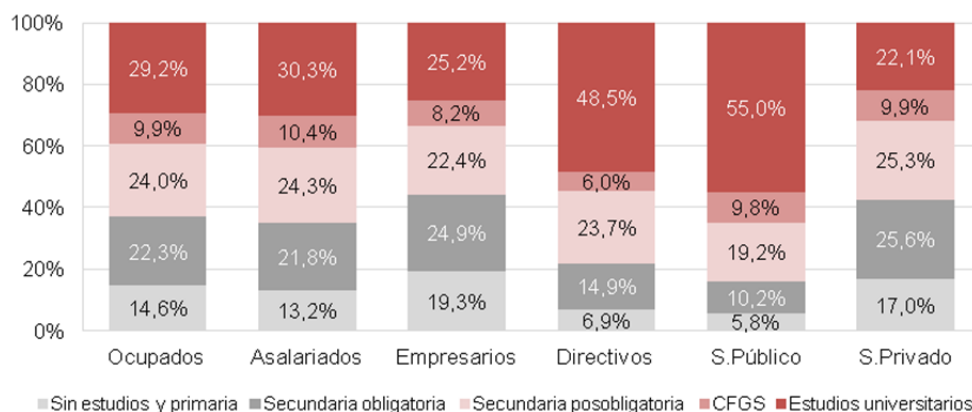
Gráfico 6.2. Puntuación PIAAC en comprensión lectora y matemáticas de los ocupados, por niveles de estudio



Media de los 10 valores plausibles PIAAC. Fuente: PIAAC y elaboración propia.

La estructura por niveles educativos de las distintas categorías de ocupados consideradas muestra porcentajes mayoritarios de estudios superiores (universitarios y ciclos formativos de grado superior, CFGS) en los empleados públicos (64,8%) y directivos (54,5%). Por el contrario, solo el 34% de los empresarios alcanzan este nivel de estudios.

Gráfico 6.3. Estructura por niveles de estudios de los ocupados, asalariados, empresarios, directivos y trabajadores del sector público y privado



Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Tabla 6.2. Estructura por niveles PIAAC de los ocupados y asalariados en cada nivel de estudios

C. Lectora	Ocupados					Asalariados				
	Hasta prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.
Nivel 0	14.6	5.4	2.4	0.4	0.8	16.2	5.1	2.3	0.3	0.7
Nivel 1	32.1	27.1	16.7	13.5	3.9	30.2	27.5	17.1	13.8	4.0
Nivel 2	42.5	45.9	44.4	39.6	27.9	42.5	45.4	43.0	39.2	28.4
Nivel 3	10.6	20.6	32.8	42.0	50.2	10.7	21.3	33.9	42.0	49.3
Nivel 4	0.3	1.0	3.6	4.6	16.5	0.4	0.7	3.7	4.7	17.1
Nivel 5	-	-	0.1	-	0.8	-	-	-	-	0.6
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Matem.	Ocupados					Asalariados				
	Hasta prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.
Nivel 0	18.5	9.2	3.2	1.1	0.6	20.1	9.7	3.0	1.0	0.7
Nivel 1	34.3	26.3	17.5	13.1	5.1	34.8	26.5	17.3	14.8	5.6
Nivel 2	37.8	46.0	43.6	45.3	30.1	36.6	44.8	43.2	43.9	29.3
Nivel 3	9.1	17.4	30.9	34.8	50.6	8.1	17.5	31.5	35.9	50.9
Nivel 4	0.3	1.2	4.8	5.7	13.3	0.4	1.4	5.0	4.4	13.2
Nivel 5	-	-	-	-	0.2	-	-	-	-	0.3
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Niveles PIAAC: 0 (menos de 176 puntos), 1 (176-225 puntos), 2 (226-275 puntos), 3 (276-325 puntos), 5 (376-500 puntos).  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Tabla 6.3. Estructura por niveles PIAAC de los empresarios y directivos en cada nivel de estudios

C. Lectora	Empresarios					Directivos				
	Hasta prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.
Nivel 0	12.9	5.9	1.3	16.2	1.2	-	-	-	-	-
Nivel 1	36.8	27.7	18.5	30.2	3.0	-	20.3	13.7	36.1	4.0
Nivel 2	39.0	45.3	52.6	42.5	26.2	-	30.2	41.0	42.4	24.1
Nivel 3	11.3	18.2	27.0	10.7	53.5	-	49.5	35.3	21.5	48.5
Nivel 4	-	2.8	0.6	0.4	13.7	-	-	10.0	-	20.6
Nivel 5	-	-	-	-	2.3	-	-	-	-	2.8
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>-</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Matem.	Empresarios					Directivos				
	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.
Nivel 0	15.3	5.7	2.4	20.1	0.4	-	-	-	-	-
Nivel 1	33.6	25.1	20.2	34.8	2.8	-	20.3	-	36.1	5.0
Nivel 2	36.9	51.8	48.1	36.6	32.3	-	61.9	46.9	42.4	16.5
Nivel 3	14.1	16.9	26.6	8.1	48.5	-	17.8	37.8	21.5	50.3
Nivel 4	-	0.5	2.8	0.4	15.9	-	-	15.3	-	28.2
Nivel 5	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>-</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Niveles PIAAC: 0 (menos de 176 puntos), 1 (176-225 puntos), 2 (226-275 puntos), 3 (276-325 puntos), 5 (376-500 puntos).  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Tabla 6.4. Estructura por niveles PIAAC de los ocupados del sector público y el sector privado en cada nivel de estudios

C. Lectora	Sector privado					Sector público				
	Hasta prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.
Nivel 0	14.8	5.8	2.3	0.5	1.0	14.0	2.0	2.0	-	0.5
Nivel 1	31.8	26.9	15.9	13.8	3.9	30.1	33.9	20.9	10.9	4.0
Nivel 2	43.3	45.6	46.3	38.3	28.2	37.9	43.1	35.7	46.3	27.2
Nivel 3	9.9	20.5	31.5	42.5	50.5	18.0	21.0	39.7	40.6	49.9
Nivel 4	0.3	1.2	3.9	4.9	15.8	-	-	1.8	2.2	17.3
Nivel 5	-	-	0.1	-	0.6	-	-	-	-	1.0
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Matem.	Sector privado					Sector público				
	Hasta prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.	Prim.	Sec. Oblig.	Sec. Posob.	CFGS / FP II	Univ.
Nivel 0	18.9	9.5	2.9	1.0	0.8	16.4	6.1	3.7	1.8	0.4
Nivel 1	33.9	26.8	18.4	12.7	5.4	38.5	19.2	11.9	12.4	4.9
Nivel 2	37.9	45.1	43.3	43.6	29.0	33.4	54.6	45.8	54.8	31.3
Nivel 3	9.0	17.3	30.2	36.4	49.2	11.8	20.1	35.5	27.4	52.7
Nivel 4	0.3	1.3	5.2	6.4	15.5	-	-	3.1	3.6	10.2
Nivel 5	-	-	-	-	0.1	-	-	-	-	0.4
<b>Total</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>	<b>100.0</b>

Niveles PIAAC: 0 (menos de 176 puntos), 1 (176-225 puntos), 2 (226-275 puntos), 3 (276-325 puntos), 5 (376-500 puntos).

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

En el interior de cada nivel de estudios el rango de valores de las puntuaciones PIAAC es muy considerable – en estudios primarios hay puntuaciones individuales máximas cercanas a 341 y mínimas de alrededor de 98 puntos - pero estos valores extremos no son representativos de las tendencias generales. En estas se asocian positivamente la estructura de los niveles de estudios y la estructura de niveles de los índices PIAAC, como se puede observar en las tablas 2 a 4. Mientras que entre quienes tienen los niveles educativos más bajos predominan los niveles 0 y 1 de PIAAC, entre los que poseen estudios secundarios el nivel más frecuente es el 2 y gana peso el 3, y entre los que poseen estudios superiores el más frecuente es el 3. Visto de otro modo, se puede decir que alcanzar niveles de comprensión lectora y matemáticas iguales o superiores al 3 sin tener estudios superiores es infrecuente, mientras que dos de cada tres universitarios logran esos niveles medios-altos.

Un aspecto que contemplaremos por distintas vías es si la condicionalidad que parecen representar los niveles de estudios para alcanzar niveles altos de competencias opera también en el caso de los emprendedores, en particular en el caso de los empresarios –con o sin asalariados-. Sabemos que estos últimos tienen niveles medios de estudios similares a los del conjunto de los ocupados y claramente menores que los de los directivos profesionales, pero este dato podría estar relacionado con dos tipos de factores diferentes: en primer lugar con el hecho de que para ser propietarios de sus empresas no han de someterse a procesos de selección en un mercado de trabajo en el que las credenciales educativas desempeñan un papel; en segundo lugar, podría deberse a que en su caso la educación reglada no es tan relevante para la adquisición de competencias.

Esta segunda hipótesis puede ser contrastada a la luz de los datos que ofrecen las puntuaciones PIAAC, contemplando las competencias lectoras y matemáticas de los empresarios, sin duda relevantes para el desempeño de funciones empresariales. A la vista de los datos, los empresarios no son diferentes en este sentido y, aunque existan casos excepcionales, no es frecuente encontrar ejemplos de quienes tengan bajos niveles de estudios y altos de competencias. Al contrario, apenas hay empresarios que alcanzan altos niveles (4 y 5) de competencias PIAAC-L, PIAAC-M, excepto entre los que son universitarios. Entre los directivos existen porcentajes mayores con niveles de competencias elevados entre personas con estudios de secundaria posobligatoria y universitarios. La otra cara de la moneda es que entre los empresarios sin estudios universitarios es muy frecuente no alcanzar el nivel 2 de PIAAC.

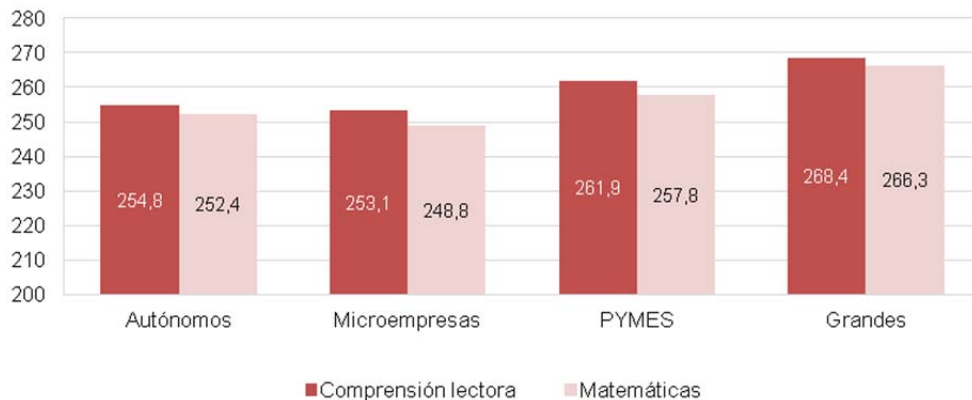
El contraste observado entre los niveles educativos de las dos categorías de emprendedores que distinguimos –empresarios y directivos- condiciona, por tanto, los niveles competenciales medios de unos y otros. Algo parecido sucede, pero de manera menos acusada, entre los trabajadores del sector público y privado. Aunque tradicionalmente el sector público ha venido concentrando un porcentaje muy elevado del empleo más cualificado, en las últimas dos décadas el sector privado –y en particular una parte de los servicios destinados a la venta- se han convertido en un gran yacimiento de empleo para los titulados superiores, sobre todo los universitarios. En ambos sectores son frecuentes los ocupados que alcanzan niveles medios-altos de competencias lectoras o matemáticas (niveles 3, 4 o 5) cuando las personas poseen estudios superiores. El porcentaje es mayor en el sector público que en el sector privado, pero también en este último caso es ya elevado.

### **Niveles PIAAC de los ocupados vs entorno productivo**

Otro aspecto que interesa analizar es la influencia de las características del tejido productivo sobre los niveles medios de las puntuaciones PIAAC de los ocupados. En particular, es interesante analizar la relación entre PIAAC-L y PIAAC-M de los ocupados y el tamaño de la empresa o el sector de actividad en el que trabajan.

En cuanto al tamaño de la empresa, cuanto mayor es este mayor es el nivel promedio de las puntuaciones PIAAC de sus ocupados. El nivel correspondiente a las microempresas (menos de diez trabajadores) es el más bajo y similar al de los trabajadores autónomos, mientras que el más alto es el de las empresas grandes. No obstante, las diferencias no son en ningún caso sustanciales (entre 12 y 14 puntos del índice) y los promedios de todos los tamaños de empresa se sitúan en valores correspondientes al nivel 2.

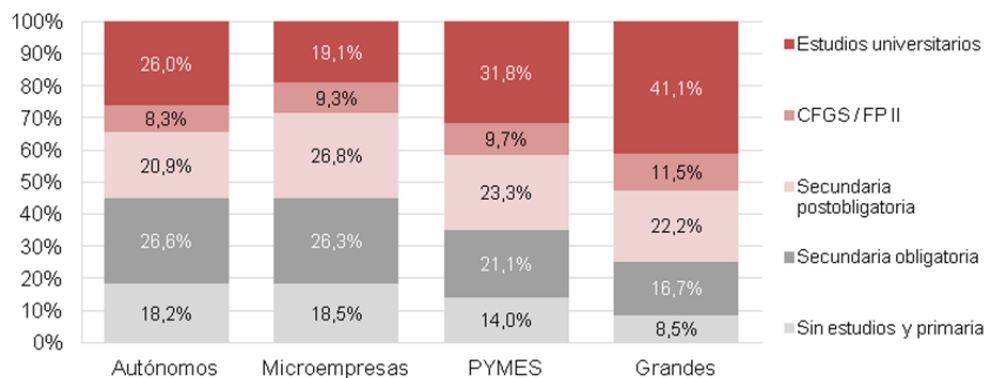
Gráfico 6.4. Puntuaciones PIAAC para los ocupados, por tamaño de las empresas



Media de los 10 valores plausibles PIAAC.  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Estos datos matizan el alcance de otra información ya conocida: que en muchos países –y desde luego en España- la estructura por niveles de estudios de los ocupados de las empresas de distinto tamaño es muy diferente. Mientras entre los autónomos y microempresas el 45% de sus ocupados tienen como máximo secundaria obligatoria y apenas un tercio poseen estudios superiores, en las empresas grandes los estudios superiores son mayoritarios y los básicos representan el 25%.

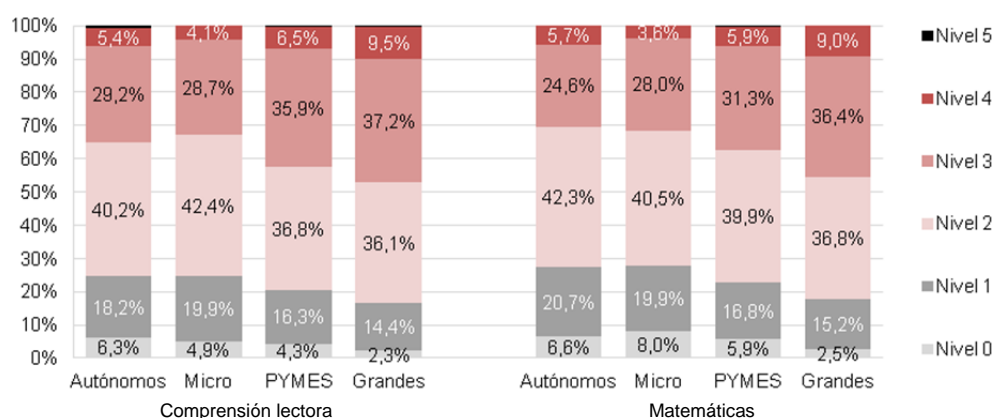
Gráfico 6.5. Estructura por nivel de estudios de los ocupados, por tamaño de las empresas



Fuente: PIAAC y elaboración propia.  
Microempresas: de 1 a 10 asalariados, PYMES: de 11 a 50 asalariados, grandes: más de 50 asalariados.

Pues bien, a la vista de los resultados que ofrece el Gráfico 6.6 se advierte que las diferencias en la estructura por niveles de estudio tienen un efecto limitado sobre la estructura por niveles PIAAC de los distintos tamaños de empresa. En todos ellos los porcentajes de ocupados que alcanzan los niveles más elevados de este índice (4 y 5) son minoritarios y predominan abrumadoramente los niveles medios (2 y 3) que representan alrededor de los dos tercios de las plantillas.

Gráfico 6.6. Estructura por niveles PIAAC de los ocupados en los distintos tamaños de empresa



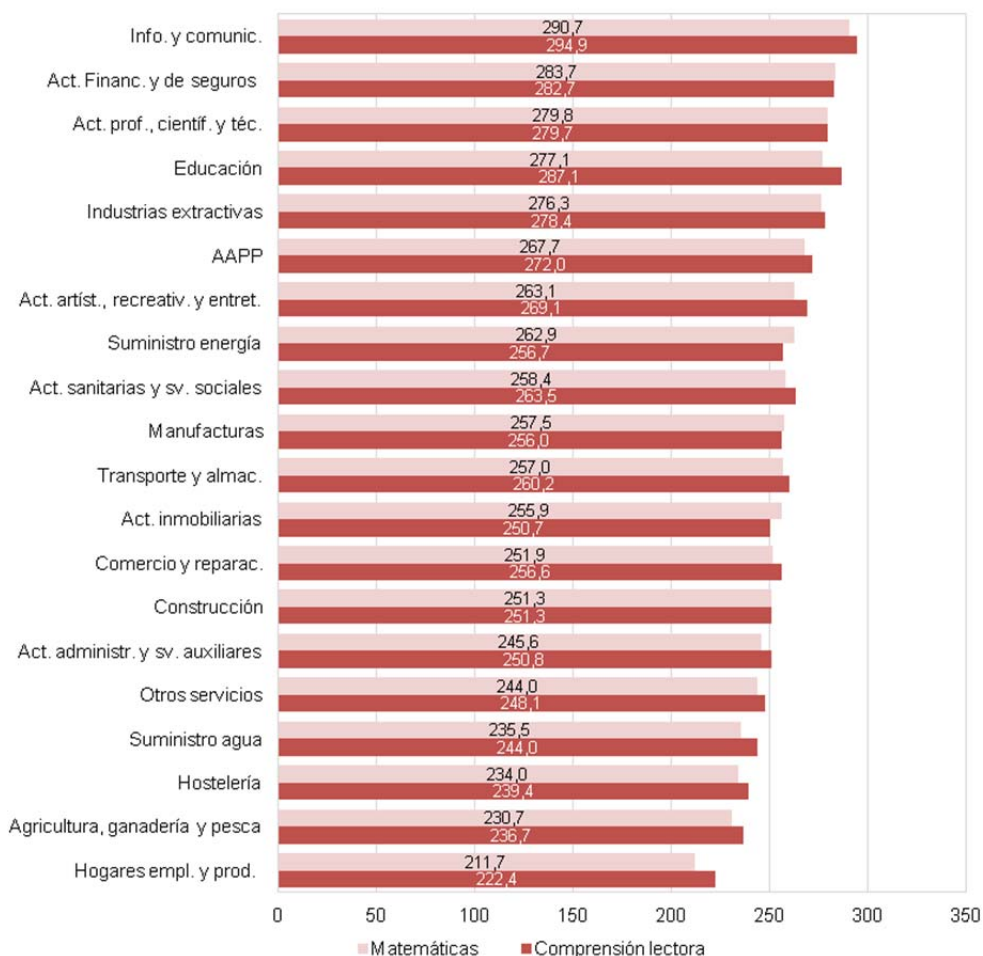
Niveles PIAAC: 0 (menos de 176 puntos), 1 (176-225 puntos), 2 (226-275 puntos), 3 (276-325 puntos), 5 (376-500 puntos).  
Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Las puntuaciones medias PIAAC de los ocupados en los distintos sectores de actividad presentan, en cambio, diferencias más sustanciales. No obstante, es conveniente tomar estos los datos con cautela, ya que la muestra PIAAC no es representativa por sector de actividad. Con la desagregación entre veinte sectores que presenta el Gráfico 6.7, los valores medios de PIAAC difieren hasta en 79 puntos, pudiéndose distinguir tres grupos de actividades. En primer lugar, en cinco sectores los valores medios superan los 275 puntos y se sitúan en el nivel 3 del índice: informática y comunicaciones; actividades financieras y de seguros; actividades profesionales, científicas y técnicas; educación; e industrias extractivas. Los ocupados en estas actividades disfrutan pues de un entorno laboral formado por personas con un nivel competencial más elevado. En segundo lugar, un amplio grupo de catorce sectores alcanza puntuaciones medias correspondientes al nivel 2 de PIAAC, superiores a 250 pero inferiores a 275<sup>3</sup>. En la parte alta de este grupo se sitúan las administraciones públicas, las actividades artísticas y de entretenimiento, las de suministro de energía y las actividades sanitarias y sociales; en la parte central las industrias manufactureras, el transporte, los servicios inmobiliarios, el comercio y la construcción; en la parte baja de este segundo grupo se sitúa la hostelería. El tercer grupo, bastante alejado de los anteriores y con un valor medio del índice que lo sitúa en el nivel 1 de PIAAC se encuentran los ocupados en los hogares que emplean personal doméstico, que aparece como el entorno laboral con menor nivel de competencias.

<sup>3</sup> En esta desagregación el sector de las AA.PP. no incluye a los empleados públicos en sectores como la educación o la sanidad públicas, que se integran en el sector correspondiente.



Gráfico 6.7. Puntuaciones medias PIAAC de los ocupados, por sector de actividad



Media de los 10 valores plausibles PIAAC. Fuente: PIAAC y elaboración propia.

## DETERMINANTES DE LAS DIFERENCIAS EN LAS PUNTUACIONES PIAAC DE LOS OCUPADOS

La descripción en el apartado anterior de las puntuaciones medias PIAAC de los ocupados y los distintos subgrupos considerados, así como la información sobre las estructuras por niveles y la influencia sobre los mismos de las características educativas o del entorno productivo en el que desempeñan sus ocupaciones, apunta que los niveles educativos influyen en los niveles competenciales. Al mismo tiempo, se observa que también parecen hacerlo algunas características del tejido productivo, como el tamaño de las empresas y, sobre todo, el tipo de actividad. Por otra parte, las diferencias observadas en las puntuaciones PIAAC de los ocupados del sector público y privado o entre empresarios y directivos indican que no debe descartarse una posible influencia de los diferentes mecanismos de selección de recursos humanos sobre los niveles competenciales. .

Este apartado se analiza la influencia de todos estos factores mediante un análisis estadístico de los determinantes de las diferencias en los índices PIAAC-L y PIAAC-M de los ocupados. El estudio se lleva a cabo mediante un análisis de regresión por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), que estima el valor promedio poblacional de la variable dependiente en términos de los valores conocidos o fijos de las variables explicativas. En los modelos construidos la variable dependiente es la puntuación PIAAC obtenida en comprensión lectora o matemáticas<sup>4</sup>. Para cada una se realizan tres estimaciones diferentes con el fin de analizar las diferencias de puntuación asociadas a la pertenencia de los individuos a uno u otro de los grupos diferenciados: (1) ocupados del sector privado vs del sector público; (2) empresarios vs directivos; (3) asalariados vs empresarios.

La secuencia de contrastes presentados permite analizar el efecto sobre las puntuaciones PIAAC en las competencias lectora o matemática de las características demográficas (Tabla 6.5), los cambios que se producen al añadir a estas variables las características educativas (Tabla 6.6) o, alternativamente, las características de las empresas y sectores de ocupación de los individuos (Tabla 6.7). Finalmente, se analiza el efecto conjunto de todas las variables demográficas, educativas y productivas consideradas (Tabla 6.8).

### **Efecto sobre el valor de los índices PIAAC de las categorías demográficas**

Las regresiones presentadas en la Tabla 6.5 analizan los efectos de tres tipos de variables demográficas: sexo, nacionalidad y grupo de edad. Los resultados indican que ser mujer tiene un efecto penalizador sobre la puntuación PIAAC de entre 9 y 10,4 puntos en comprensión lectora y entre 15 y 17,8 en matemáticas, todo lo demás constante. Ser extranjero penaliza entre los 16 y los 18,5 puntos, aunque la pertenencia a este grupo no es significativa cuando se tiene en cuenta la *dummy* de ser empresario y, por lo tanto, para la submuestra de emprendedores (columnas 2 y 5).

En cuanto a la influencia de la edad de los encuestados, no parece haber diferencias significativas entre los grupos considerados hasta los 44 años, pero a partir del grupo de edad de 45 a 55 años -y especialmente entre los participantes de más de 54 años- se observan diferencias negativas y significativas respecto del grupo de referencia (de 16 a 24 años). Teniendo en cuenta la *dummy* de pertenencia al sector público o privado (columnas 1 y 4), los mayores de 54 años obtienen de media 29 puntos menos en comprensión lectora y 28 puntos en matemáticas.

En las columnas 1 y 4 se ha incluido una *dummy* para clasificar a los trabajadores según la titularidad del sector (público o privado) en el que están ocupados. Todo lo demás constante, ser empleado público tiene un efecto significativo positivo que implica obtener cerca de 7 puntos más en comprensión lectora y 6,2 en matemáticas. Un análisis similar para valorar el diferencial entre asalariados y empresarios no arroja diferencias significativas (columnas 3 y 6).

---

<sup>4</sup> Los análisis econométricos se basan en el primer valor plausible de la prueba de matemáticas y comprensión lectora.

En las columnas 2 y 5 se considera una submuestra del total de ocupados en la que se han tenido en cuenta únicamente a los emprendedores. En esta especificación se incluye una *dummy* para valorar el efecto sobre el nivel PIAAC de ser empresario en lugar de directivo. Siendo todo lo demás constante, ser empresario -con o sin asalariados- tiene un efecto negativo y significativo frente a ser directivo de 20,2 puntos en comprensión lectora y 25 puntos en matemáticas.

Tabla 6.5. Regresiones por MCO de las puntuaciones PIAAC en comprensión lectora y matemáticas con categorías demográficas

		Variable dependiente: Puntuación en comprensión lectora			Variable dependiente: Puntuación en matemáticas		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Ref:	Mujer	-7.490 *** (1.749)	-8.042 ** (3.687)	-6.020 *** (1.706)	-14.369 *** (1.681)	-17.624 *** (3.578)	-12.928 *** (1.680)
Ref:	Extranjero	-22.109 *** (3.097)	-5.636 (6.041)	-26.451 *** (3.170)	-24.091 *** (3.173)	-6.086 (6.457)	-28.481 *** (3.180)
Ref:	Nacional						
Ref: 16-24 años	25-34 años	6.808 * (3.438)	-1.016 (12.336)	6.429 * (3.774)	7.294 ** (3.522)	5.570 (14.147)	6.759 * (3.773)
	35-44 años	3.081 (3.195)	0.065 (10.997)	3.850 (3.712)	5.948 * (3.227)	3.013 (12.651)	6.355 * (3.606)
	45-54 años	-7.247 ** (3.249)	-4.209 (11.842)	-4.832 (3.954)	-7.687 ** (3.671)	-4.855 (12.761)	-6.060 (4.108)
	55 y más años	-29.358 *** (3.536)	-27.842 ** (11.109)	-27.053 *** (4.009)	-27.941 *** (3.834)	-24.780 * (12.604)	-27.001 *** (3.930)
Ref: Sector privado	Sector público	19.128 *** (2.003)			17.254 *** (1.985)		
Ref: Directivo	Empresario		-29.365 *** (4.965)			-31.108 *** (4.231)	
Ref: Empresario	Asalariado			2.179 (2.245)			-1.900 (2.170)
	Constante	265.405 *** (3.053)	296.128 *** (12.098)	266.549 *** (4.138)	264.252 *** (3.221)	299.174 *** (13.026)	269.056 *** (3.884)
	N	3324	630	3261	3324	630	3261
	R <sup>2</sup>	0.116	0.128	0.090	0.125	0.159	0.107
	F	52.148	11.046	31.683	59.292	17.761	49.707

\*\*\*, \*\*, \*: Significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

### Efecto conjunto sobre las puntuaciones PIAAC de las categorías demográficas y educativas

El efecto de las variables demográficas puede estar sesgado porque las especificaciones de la Tabla 6.5 omiten el impacto del nivel educativo alcanzado por los participantes. Cuando este se añade como variable independiente –diferenciando a los ocupados también por el nivel de estudios completados (cinco)- resulta muy significativo y el coeficiente de determinación aumenta, pero al mismo tiempo el poder explicativo de algunas variables que antes resultaban significativas se ve mermado.

Tabla 6.6. Regresiones por MCO de las puntuaciones PIAAC en comprensión lectora y matemáticas con categorías demográficas y educativas

		Variable dependiente: Puntuación en comprensión lectora			Variable dependiente: Puntuación en matemáticas		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Ref:	Mujer	-11.827 *** (1.561)	-11.791 *** (3.264)	-11.373 *** (1.543)	-18.887 *** (1.455)	-21.429 *** (3.093)	-18.421 *** (1.472)
Ref:	Hombre						
Ref:	Extranjero	-20.199 *** (2.854)	-4.732 (5.879)	-20.719 *** (2.928)	-22.252 *** (2.866)	-5.188 (6.484)	-22.793 *** (2.909)
Ref:	Nacional						
Ref: 16-24 años	25-34 años	-1.862 (2.944)	-14.614 (11.748)	-3.031 (3.222)	-1.579 (2.950)	-8.254 (14.386)	-2.783 (3.203)
	35-44 años	-3.803 (2.784)	-14.343 (11.114)	-4.730 (3.165)	-0.896 (2.870)	-11.642 (13.574)	-2.121 (3.182)
	45-54 años	-9.744 *** (2.788)	-13.096 (11.522)	-10.216 *** (3.297)	-9.845 *** (3.207)	-14.170 (13.588)	-11.128 *** (3.561)
	55 y más años	-25.205 *** (3.243)	-27.443 ** (11.213)	-25.893 *** (3.609)	-22.752 *** (3.537)	-24.759 * (13.677)	-24.971 *** (3.617)
Ref: Hasta primaria	S. Obligatoria	15.580 *** (2.735)	16.065 *** (5.333)	16.352 *** (2.813)	18.644 *** (2.758)	15.955 *** (4.948)	18.812 *** (2.835)
	S. Posoblig.	34.853 *** (2.729)	28.884 *** (5.055)	34.893 *** (2.903)	41.226 *** (3.011)	32.185 *** (5.494)	40.945 *** (3.178)
	CFGS / FP II	37.818 *** (3.020)	40.323 *** (6.988)	38.672 *** (3.117)	45.422 *** (3.075)	47.272 *** (7.045)	45.480 *** (3.082)
	Estud. universitarios	63.223 *** (2.802)	62.815 *** (5.237)	64.503 *** (2.850)	66.925 *** (2.892)	62.260 *** (4.503)	67.279 *** (2.913)
Ref: Sector privado	Sector público	2.565 * (1.531)			0.231 (1.489)		
Ref: Directivo	Empresario		-7.476 (5.018)			-9.952 ** (4.940)	
Ref: Empresario	Asalariado			-0.241 (1.871)			-4.502 ** (1.784)
	Constante	241.001 *** (3.745)	254.620 *** (12.978)	241.648 *** (4.560)	235.808 *** (3.734)	257.602 *** (15.195)	240.664 *** (4.195)
	N	3323	630	3260	3323	630	3260
	R <sup>2</sup>	0.319	0.334	0.318	0.332	0.352	0.333
	F	111.387	21.237	119.362	90.151	33.379	98.710

\*\*\*, \*\*, \*: Significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

En todas las especificaciones de regresiones presentadas en la Tabla 6.6, completar un nivel educativo mayor tiene un efecto positivo y significativo sobre la puntuación PIAAC. Los universitarios obtienen de media 59 puntos más en comprensión lectora que los individuos con educación hasta primaria, lo que equivale a subir dos escalones en los niveles del índice PIAAC. El efecto es de 43 puntos más si se compara con los individuos con estudios de secundaria obligatoria, entre 27 y 32 puntos más que los participantes con estudios de secundaria posobligatoria (bachillerato y CFGM y equivalentes), y entre 20 y 22,5 puntos más que los individuos con estudios profesionales superiores. Estas diferencias entre los universitarios y el resto de ocupados se mantienen ligeramente por debajo para el caso de la puntuación en matemáticas, excepto para los individuos con estudios hasta primaria, donde la diferencia aumenta, pasando el diferencial de puntos al rango entre 60 y 62 puntos.

El impacto de la introducción de las variables educativas sobre la contribución de las demográficas (sexo, nacionalidad, edad) es escaso, no afectando apenas ni a su significatividad ni a sus coeficientes. La permanencia del efecto negativo de la edad descarta que se trate tan

solo de un hecho asociado a las mejoras educativas de las generaciones más jóvenes y apunta la hipótesis de la aparición de rendimientos decrecientes en competencias en los individuos cuando se aproximan a los cincuenta años<sup>5</sup>.

En cambio, las *dummies* de pertenencia a los distintos grupos ocupacionales considerados sí se ven afectadas y dejan en algunos casos de ser significativas cuando se tiene en cuenta el nivel educativo. No obstante, ser empresario frente a ser directivo sí afecta negativamente a la puntuación del índice PIAAC-M y ser asalariado frente a empresario también conlleva una penalización de 4 puntos en matemáticas, siendo estos dos resultados significativos al 5%.

Esta pérdida de significatividad de las variables ocupacionales indica que las diferencias en puntuación asociadas a las mismas pueden ser en realidad explicadas por los distintos niveles educativos de los individuos. En otras palabras: los mayores niveles competenciales de los empleados públicos o los directivos se deben a sus superiores niveles educativos y, una vez tenidos estos en cuenta, las diferencias entre pertenecer a un grupo u otro no son estadísticamente significativas.

### **Efecto conjunto sobre los índices PIAAC de las categorías demográficas y productivas**

En el tercer grupo de especificaciones se combinan las variables demográficas con las que pueden captar el efecto de otro tipo de capital humano distinto del educativo, asociado a características del tejido productivo en el que desempeña sus funciones el individuo, como el tamaño de las empresas y el sector de actividad<sup>6</sup>. A la vista de los resultados, este tipo de variables tienen en algunos casos efectos significativos sobre el valor de los índices y la significatividad conjunta de las regresiones aumenta, aunque menos que cuando se introducen las variables educativas.

---

<sup>5</sup> En relación con la depreciación de las competencias véanse los artículos de Villar (2013) y de Hernández y Serrano (2013) en este volumen.

<sup>6</sup> Tanto en esta especificación como en la siguiente (con variables demográficas, productivas y educativas) se han repetido los ejercicios sustituyendo la variable de edad por otra de experiencia laboral y los resultados van en la misma dirección, con coeficientes muy similares, por lo que se ha mantenido la variable de edad para simplificar la presentación de los resultados.

Tabla 6.7. Regresiones por MCO de las puntuaciones PIAAC en comprensión lectora y matemáticas con categorías demográficas y productivas

		Variable dependiente: Puntuación en comprensión lectora			Variable dependiente: Puntuación en matemáticas			
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	
Ref: Hombre	Mujer	-8.903 *** (1.919)	-9.782 ** (3.926)	-8.684 *** (1.947)	-14.837 *** (1.804)	-17.101 *** (3.738)	-14.524 *** (1.877)	
Ref: Nacional	Extranjero	-15.965 *** (3.084)	-5.008 (6.147)	-16.543 *** (3.132)	-17.114 *** (3.144)	-3.146 (6.812)	-17.559 *** (3.120)	
Ref: 16-24 años	25-34 años	2.876 (3.506)	-0.080 (12.849)	1.889 (3.616)	2.471 (3.668)	4.115 (15.953)	1.015 (3.746)	
	35-44 años	0.991 (3.209)	0.658 (12.357)	-0.800 (3.414)	2.935 (3.292)	0.494 (15.052)	0.419 (3.418)	
	45-54 años	-8.151 ** (3.397)	-1.505 (12.870)	-9.035 ** (3.657)	-9.149 ** (3.865)	-4.671 (15.046)	-11.120 *** (3.974)	
	55 y más años	-29.520 *** (3.685)	-22.409 * (12.257)	-31.184 *** (3.799)	-29.006 *** (3.957)	-21.841 (15.035)	-32.278 *** (3.845)	
Ref: Autónomos	1-10 trab.	-2.754 (3.051)	3.711 (4.151)	4.882 (4.000)	-4.734 (3.050)	8.821 ** (4.158)	9.332 ** (4.095)	
	11-50 trab.	-2.409 (3.180)	0.663 (10.180)	7.338 (4.524)	-4.673 (3.219)	-4.999 (9.867)	12.463 ** (4.775)	
	Más de 50 trabajadores	2.243 (3.694)	29.489 ** (12.222)	12.018 ** (5.079)	1.994 (3.463)	28.040 *** (9.028)	19.366 *** (5.122)	
Ref: Sector privado	Sector público	6.249 ** (2.922)			5.480 * (2.827)			
Ref: Directivo	Empresario		-7.776 (8.565)			-15.553 * (8.181)		
Ref: Empresario	Asalariado			-8.920 *** (3.209)			-17.074 *** (3.252)	
Ref: Agricultura, ganadería y pesca	Industrias extractivas	32.711 ** (13.678)	50.649 (45.543)	32.367 ** (13.539)	35.289 *** (11.888)	22.731 ** (10.745)	36.145 *** (11.695)	
	Manufacturas	15.362 *** (4.477)	16.940 ** (7.265)	14.869 *** (4.407)	22.822 *** (5.185)	20.013 ** (7.679)	23.907 *** (4.856)	
	Suministro energía	15.555 (10.775)	21.023 ** (8.067)	16.029 (10.625)	27.159 ** (11.314)	22.229 (33.302)	28.919 ** (11.095)	
	Suministro agua	10.070 (6.835)	22.510 * (12.953)	7.888 (8.467)	7.690 (9.639)	41.104 *** (9.197)	7.218 (10.137)	
	Construcción	10.492 ** (4.529)	4.209 (7.743)	9.918 ** (4.506)	15.981 *** (5.771)	3.565 (7.544)	16.327 *** (5.552)	
	Comercio y reparac.	19.962 *** (3.856)	8.971 (6.780)	19.728 *** (3.828)	22.726 *** (4.755)	8.510 (6.461)	23.473 *** (4.625)	
	Transporte y almac.	19.464 *** (4.874)	14.811 (9.185)	19.861 *** (4.933)	22.586 *** (5.838)	17.826 (10.713)	24.347 *** (5.863)	
	Hostelería	7.811 (4.804)	14.391 * (8.610)	6.494 (4.790)	11.065 * (5.864)	7.288 (8.915)	10.422 * (5.638)	
	Info. y comunic.	52.322 *** (4.363)	45.071 *** (12.227)	52.147 *** (4.273)	54.597 *** (6.116)	43.492 *** (12.839)	55.497 *** (5.812)	
	Act. Financ. y de seguros	44.475 *** (5.403)	40.544 *** (10.034)	45.181 *** (5.394)	52.958 *** (6.738)	31.022 *** (10.548)	55.588 *** (6.619)	
	Act. inmobiliarias	16.883 (16.319)	46.942 *** (9.021)	15.215 (15.789)	29.907 *** (11.018)	49.769 *** (15.980)	28.055 *** (9.871)	
	Act. prof., científ. y téc.	37.757 *** (4.408)	37.409 *** (7.421)	37.911 *** (4.292)	44.922 *** (5.624)	38.363 *** (7.449)	45.685 *** (5.429)	
	Act. administr. y sv. auxiliares	13.338 ** (5.321)	28.624 *** (8.606)	15.449 *** (5.260)	15.982 ** (6.288)	22.261 ** (10.276)	19.853 *** (6.000)	
	AAPP	25.855 *** (5.682)	32.336 *** (12.070)	31.704 *** (4.686)	29.276 *** (5.980)	39.043 *** (11.392)	36.348 *** (5.078)	
	Educación	47.285 *** (5.336)	48.726 *** (11.165)	51.515 *** (4.829)	46.222 *** (5.798)	30.491 *** (8.400)	51.490 *** (5.295)	
	Act. sanitarias y sv. sociales	26.153 *** (5.365)	36.750 ** (15.371)	28.702 *** (5.063)	30.511 *** (6.129)	25.522 ** (11.894)	33.895 *** (5.655)	
	Act. artíst., recreativ., etc	29.918 *** (7.890)	43.542 *** (12.689)	29.851 *** (7.908)	31.661 *** (9.921)	38.941 *** (12.255)	31.677 *** (9.812)	
	Otros servicios	11.469 ** (5.352)	4.808 (9.460)	15.687 *** (5.199)	16.801 ** (6.823)	6.367 (11.752)	21.023 *** (6.704)	
	Hogares empl. y prod.	-3.266 (5.717)	-4.016 (9.834)	-2.572 (5.437)	-2.035 (6.198)	-10.558 (7.842)	0.799 (5.865)	
		Constante	249.325 *** (4.875)	254.715 *** (16.298)	250.262 *** (4.892)	245.950 *** (5.425)	265.524 *** (18.426)	246.911 *** (5.452)
		N	3246	620	3219	3246	620	3219
		R <sup>2</sup>	0.196	0.251	0.198	0.202	0.266	0.211
		F	31.105	9.568	27.673	17.855	19.251	16.968

\*\*\*, \*\*, \*: significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.

Los participantes que trabajan en empresas grandes, de más de 50 trabajadores, presentan puntuaciones superiores a los del resto de estratos de tamaño empresarial. Estas diferencias son significativas cuando se incluye la *dummy* que distingue entre empresarios y asalariados, observándose que los ocupados en empresas de más de 50 trabajadores obtienen de media 12 puntos más en comprensión lectora que los autónomos y 19,4 puntos más en matemáticas.

Para la submuestra de emprendedores (columnas 2 y 5) la diferencia a favor de las empresas grandes aumenta hasta los 29,5 puntos en comprensión lectora y los 28 puntos en matemáticas, indicando que, *ceteris paribus*, los empresarios con asalariados y directivos de las empresas grandes muestran una diferencia sustancial de puntuación si se comparan con los empresarios sin asalariados (autónomos). Estos resultados parecen confirmar la hipótesis de que las grandes empresas representan un entorno más favorable al capital humano de los individuos

Siendo todo lo demás constante, algunos sectores de actividad otorgan un plus competencial a los ocupados que trabajan en ellos. Las diferencias de puntuación entre sectores se presentan respecto de agricultura y en algunas ramas de actividad son importantes. Entre aquellas que son estadísticamente significativas, las más importantes corresponden a los sectores de información y comunicaciones; educación; las actividades financieras y de seguros; las actividades profesionales, científicas y técnicas; las industrias extractivas; administración pública; sanidad, y las actividades artísticas, recreativas y de entretenimiento. En cambio, los ocupados en hogares que emplean personal tienen una penalización competencial.

En cuanto al efecto de la introducción de las variables productivas sobre las que permiten comparar subgrupos ocupacionales, las consecuencias son menores que las observadas al introducir las variables educativas. Ser empleado público conserva un efecto positivo, aunque menos significativo, lo que resulta esperable porque se ha diferenciado ya entre sectores de actividad y los empleados públicos están ocupados en buena medida en los sectores de educación, sanidad y AAPP. Por último, una vez se tienen en cuenta las variables de ubicación en el tejido productivo –empresa y sector- ser asalariado en lugar de empresario implica un nivel competencial menor.

### **Efecto conjunto sobre las puntuaciones PIAAC de las categorías demográficas, educativas y productivas**

Finalmente, en la Tabla 6.8 se presentan los resultados de considerar conjuntamente los tres grupos de determinantes, así como las *dummies* ocupacionales. La capacidad explicativa conjunta mejora ligeramente respecto al caso en el que ya se introducían las variables educativas. Estas conservan toda su significatividad (signo e importancia), lo mismo que las variables demográficas.



Tabla 6.8. Regresiones por MCO de las puntuaciones PIAAC en comprensión lectora y matemáticas con categorías demográficas, educativas y productivas

		Variable dependiente: Índice PIAAC de comprensión lectora			Variable dependiente: Índice PIAAC de matemáticas		
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Ref: Hombre	Mujer	-11.110 *** (1.746)	-11.999 *** (3.695)	-10.848 *** (1.777)	-17.204 *** (1.633)	-19.418 *** (3.602)	-16.823 *** (1.706)
Ref: Nacional	Extranjero	-16.975 *** (2.801)	-4.888 (5.970)	-17.049 *** (2.878)	-18.365 *** (2.737)	-3.005 (6.641)	-18.265 *** (2.785)
Ref: 16-24 años	25-34 años	-2.058 (3.114)	-12.292 (11.720)	-3.200 (3.198)	-2.417 (3.162)	-8.535 (15.088)	-4.031 (3.274)
	35-44 años	-3.156 (2.880)	-12.257 (11.572)	-4.764 (3.083)	-0.944 (3.021)	-12.750 (14.551)	-3.297 (3.171)
	45-54 años	-8.769 *** (3.005)	-11.000 (11.896)	-9.958 *** (3.298)	-9.355 *** (3.493)	-14.674 (14.512)	-11.694 *** (3.672)
	55 y más años	-24.814 *** (3.479)	-27.061 ** (11.383)	-26.520 *** (3.706)	-23.277 *** (3.681)	-26.641 * (14.351)	-26.747 *** (3.714)
Ref: Hasta primaria	S. Obligatoria	15.111 *** (2.748)	16.461 *** (5.401)	15.537 *** (2.833)	17.925 *** (2.791)	16.700 *** (5.094)	17.886 *** (2.864)
	S. Posoblig.	31.980 *** (2.877)	26.907 *** (5.194)	32.100 *** (3.013)	38.049 *** (3.169)	31.873 *** (5.651)	37.692 *** (3.274)
	CFGS / FP II	36.131 *** (3.082)	38.955 *** (7.393)	36.480 *** (3.190)	42.666 *** (3.206)	46.448 *** (7.495)	42.332 *** (3.211)
	Estud. universitarios	58.642 *** (3.134)	58.059 *** (6.457)	58.850 *** (3.261)	61.579 *** (2.979)	59.019 *** (5.991)	61.088 *** (3.113)
Ref: Autónomos	1-10 trab.	-0.099 (2.695)	2.967 (4.076)	3.322 (3.906)	-2.062 (2.746)	7.946 * (4.177)	7.686 * (4.072)
	11-50 trab.	-1.014 (2.812)	-5.637 (11.171)	3.120 (4.398)	-3.235 (2.875)	-11.738 (10.826)	8.209 * (4.584)
	Más de 50 trabajadores	0.334 (3.255)	16.348 (13.582)	4.264 (4.913)	0.034 (3.121)	14.773 (10.884)	11.502 ** (4.969)
Ref: Sector privado	Sector público	0.299 (2.442)			-0.595 (2.397)		
Ref: Directivo	Empresario		0.297 (9.476)			-8.147 (9.422)	
Ref: Empresario	Asalariado			-4.108 (3.239)			-12.226 *** (3.169)
Ref: Agricultura, ganadería y pesca	Industrias extractivas	20.830 * (11.069)	30.063 (51.959)	20.916 * (11.068)	21.227 ** (9.835)	-0.111 (20.548)	22.726 ** (9.778)
	Manufacturas	4.236 (4.018)	7.554 (7.143)	3.894 (3.995)	10.461 ** (4.610)	9.597 (7.706)	11.830 *** (4.428)
	Suministro energía	-3.162 (10.197)	-13.776 (14.578)	-3.063 (10.189)	6.435 (11.815)	-12.091 (49.519)	8.055 (11.841)
	Suministro agua	5.693 (6.760)	-0.819 (9.185)	3.511 (8.079)	2.873 (8.931)	18.599 (17.811)	2.522 (9.361)
	Construcción	4.584 (3.719)	0.018 (6.947)	4.069 (3.770)	9.560 ** (4.674)	-0.767 (6.505)	10.015 ** (4.542)
	Comercio y reparac.	11.023 *** (3.586)	7.357 (6.713)	11.216 *** (3.588)	12.691 *** (4.401)	6.557 (6.325)	13.952 *** (4.301)
	Transporte y almac.	11.118 ** (4.442)	9.022 (9.793)	10.824 ** (4.443)	12.922 ** (5.301)	10.951 (10.680)	14.068 *** (5.322)
	Hostelería	1.055 (4.144)	12.531 (8.568)	0.036 (4.183)	3.583 (5.236)	4.839 (9.174)	3.317 (5.060)
	Info. y comunic.	25.424 *** (4.560)	12.469 (11.699)	25.422 *** (4.525)	26.314 *** (5.753)	11.220 (12.260)	27.664 *** (5.677)
	Act. Financ. y de seguros	14.741 *** (5.250)	17.689 * (9.146)	15.176 *** (5.297)	21.433 *** (6.251)	7.330 (10.504)	24.095 *** (6.214)
	Act. inmobiliarias	-0.859 (15.803)	19.597 (11.883)	-1.538 (15.703)	10.266 (10.658)	21.722 ** (9.709)	9.588 (10.139)
	Act. prof., científ. y téc.	8.206 * (4.555)	7.920 (8.322)	8.036 * (4.554)	14.239 *** (5.353)	8.618 (8.406)	14.957 *** (5.280)
	Act. administr. y sv. auxiliares	3.710 (4.425)	11.963 (8.907)	5.329 (4.399)	5.037 (5.605)	4.133 (12.149)	8.582 (5.367)
	AAPP	9.498 * (5.093)	14.745 (12.282)	9.841 ** (4.215)	11.636 ** (5.583)	20.758 * (10.798)	13.353 *** (4.702)
	Educación	17.145 *** (4.972)	24.620 ** (11.663)	17.839 *** (4.611)	15.286 *** (5.083)	5.760 (8.878)	17.275 *** (4.598)
	Act. sanitarias y sv. sociales	5.789 (4.971)	7.995 (14.957)	5.924 (4.758)	8.905 (5.447)	-3.379 (11.738)	10.095 * (5.130)
	Act. artist., recreativ, etc	17.204 ** (7.258)	18.229 (13.998)	16.144 ** (7.367)	17.361 * (9.466)	12.583 (13.713)	16.555 * (9.530)
	Otros servicios	2.079 (5.116)	-1.636 (9.489)	3.884 (4.924)	6.265 (6.318)	-1.427 (11.557)	8.200 (6.243)
	Hogares empl. y prod.	-8.059 (5.220)	-6.158 (8.706)	-8.358 (5.068)	-7.268 (5.621)	-13.103 (8.149)	-5.437 (5.358)
	Constante	235.043 *** (5.132)	239.265 *** (16.119)	236.087 *** (5.224)	228.905 *** (5.379)	249.640 *** (18.943)	230.355 *** (5.480)
	N	3245	620	3218	3245	620	3218
	R <sup>2</sup>	0.336	0.367	0.336	0.344	0.383	0.349
	F	42.506	11.488	45.011	34.037	21.666	34.726

\*\*\*, \*\*, \*: significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente. Errores estándar entre paréntesis, calculados mediante el procedimiento de remuestreo Jackknife2 para 80 ponderaciones replicadas.

Fuente: PIAAC y elaboración propia.



En cuanto a las variables representativas de la estructura productiva, el tamaño de las empresas prácticamente pierde su significatividad, seguramente porque sus efectos sobre las puntuaciones se canalizan ahora a través del mayor nivel educativo de los ocupados de las empresas grandes. En cambio, algunos sectores de actividad conservan su impacto positivo sobre el rendimiento, aunque en general el valor de dicho efecto es ahora menor. Los sectores de información y comunicaciones; educación; actividades financieras y de seguros, y actividades artísticas, recreativas y de entretenimiento son los que mayor puntuación asociada presentan, indicando que constituyen entornos productivos favorables al capital humano.

Por lo que se refiere a la significatividad de las *dummies* ocupacionales cuando se contemplan conjuntamente todas las variables, solo se mantiene el efecto negativo sobre PIAAC-M de ser asalariado en lugar de empresario, siendo todo lo demás constante (columna 6). En cambio, una vez se tienen en cuenta las características demográficas, educativas y de entorno productivo de los ocupados, ya no es significativa la diferencia entre los colectivos de empresarios y directivos ni entre empleados públicos o privados (columnas 2 y 5).

## CONCLUSIONES

Las puntuaciones en competencia lectora y matemática de PIAAC y los análisis presentados en este trabajo confirman que el capital humano de los ocupados españoles alcanza en general un nivel medio. Se ha constatado que los estudios cursados son un determinante fundamental del mismo pero dentro de cada nivel educativo existen individuos con puntuaciones PIAAC muy distintas, lo que limita la precisión de los indicadores habituales de capital humano basados en los estudios completados.

Hemos comprobado que algunas características demográficas, como el sexo, la nacionalidad y la edad, presentan efectos robustos sobre el nivel competencial alcanzado. Las puntuaciones son menores en las mujeres, los extranjeros y los mayores de 45 años. La interpretación del signo de los dos primeros factores requiere explorar con mayor profundidad los efectos de otras variables psicosociales que PIAAC ofrece pero no han sido consideradas en este trabajo. En cuanto al efecto de la edad, además de buscar explicaciones en esa misma dirección, cabe apuntar la hipótesis de la aparición de rendimientos competenciales decrecientes a partir de las edades señaladas, próximas a las que son en España contempladas con frecuencia en las propuestas de jubilación anticipada.

El estudio realizado confirma la existencia de entornos productivos –sectores, empresas- más favorables al capital humano y, como consecuencia de ello, se constata la existencia de niveles competenciales mayores entre los ocupados en los mismos. En este sentido, sobresalen los sectores de actividad más relacionados con el conocimiento, como los de información y comunicaciones; educación; actividades financieras y de seguros, y actividades artísticas, recreativas y de entretenimiento. En cuanto al papel del tamaño de las empresas, los mayores niveles competenciales de los trabajadores de las empresas más grandes se derivan de los superiores niveles educativos de los mismos, no existiendo diferencias significativas

adicionales asociadas al tamaño como las que se observan en el caso de los sectores. Así pues, puede decirse que las ventajas en capital humano de las empresas de mayor dimensión se asocian, fundamentalmente, a que sus criterios de selección de los recursos humanos ofrecen como resultado una mayor proporción de trabajadores con mayores niveles de estudios.

En relación con la pregunta formulada en la introducción sobre la influencia de la importancia atribuida a las credenciales educativas en los procedimientos de selección de los empleados públicos y privados sobre sus niveles de capital humano, la respuesta es afirmativa: las diferencias que se observan en las puntuaciones PIAAC a favor de los empleados públicos se explican por las diferencias en sus niveles educativos. Una vez se tiene en cuenta esta circunstancia no existen otras diferencias significativas asociadas al sector público o al privado, como tampoco se observaban en el caso de las empresas grandes. Este resultado indica, no obstante, que con los matices pertinentes, tener en cuenta los niveles educativos completados en los procesos de selección de personal es atender a un buen predictor de las competencias lectoras y matemáticas que alcanzan los ocupados, siendo todo lo demás constante.

Por último, en el trabajo hemos explorado si los empresarios –que como es sabido poseen en España niveles educativos medio-bajos y se autoseleccionan- tienen características personales por su carácter emprendedor que les ofrecen ventajas de capital humano. Concretamente, hemos analizado si esas diferencias se reflejan en sus índices de competencias lectoras o matemáticas y la respuesta es claramente negativa. Por tanto, puede afirmarse que el papel de las credenciales educativas no es menor en el caso de los empresarios y que cuando estas son bajas sus niveles medios de competencias probablemente también lo serán.

Este resultado es particularmente relevante en relación con los empresarios autónomos, en los que las carencias educativas son mayores. Es importante advertir que, cuando eso sucede, estos emprendedores se enfrentan a sus decisiones equipados con competencias lectoras y matemáticas bajas, con frecuencia claramente insuficientes para evaluar los riesgos y problemas asociados a su actividad profesional independiente. En este sentido conviene advertir que cuando se selecciona a los directivos, que también desempeñan actividades emprendedoras pero no se autoseleccionan, los mercados y especialistas correspondientes sí que consideran que la educación adquirida importa. Los datos de PIAAC confirman claramente que, en su caso, los niveles competenciales son sustancialmente mayores que los de los empresarios con o sin asalariados.

## REFERENCIAS

- Alba-Ramírez, A. y San Segundo, M. J. (1995). The Returns to Education in Spain, *Economics of Education Review*, 14(2), pp. 155-166.
- Becker, G. (1964). *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education*. Chicago, University of Chicago Press.
- Casson, M. (1982). *The Entrepreneur*. Barnes and Noble: Totawa, NJ.
- Coase, R.H. (1937). The nature of the firm. *Economica*, New Series 4, 16 (nov.), pp. 386-405.
- Gal, I., Alatorre S., Close S., Evans J., Johansen L., Maguire T., Manly M. and D. Tout (2009). PIAAC Numeracy: A Conceptual Framework, *OECD Education Working Papers*, No. 35, OECD Publishing.
- García, C., Hernández, P. J. y López, A. (1997). Diferencias salariales entre sector público y sector privado en España, *Papeles de Economía Española*, 72.
- Hernández, L. y Serrano, L. (2013). Efectos económicos de la educación, En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.
- Kahneman, D. (2012). *Pensar rápido, pensar despacio*. Madrid: Debate.
- Knight, F.H. (1921). *Risk, uncertainty and profit*. New York: Harper & Row.
- Kihlstrom, R.E. y Laffont, J.J. (1979). A general equilibrium entrepreneurial theory of firm formation based on risk aversion. *Journal of Political Economy* 87: 719-49.
- Kirzner, I.M. (1973). *Competencia y función empresarial*. Madrid: Unión Editorial.
- Lassibile, G. (1998). Wage gaps between the public and private sectors in Spain, *Economics of Education Review*, 17(1), pp. 83-92.
- Mas, M., Pérez, F., Uriel, E. y Serrano, L. (1995): *Capital humano, series históricas, 1964-1992*, Fundación Bancaja, Valencia.
- Mincer, J (1974). *Schooling, Experience and Earnings*. Nueva York: Columbia University Press (para NBER).
- Pastor, J.M. y Serrano, L. (2002). *El valor económico del capital humano en España*. Valencia: Fundación Bancaja.
- Peiró, J.M., Ramos, J., Cortés, J.V. y Hernández, L. (2012). *Productividad y gestión de recursos humanos en las administraciones públicas*. Madrid: Fundación de las Cajas de Ahorros - FUNCAS.
- Pérez, F. y Serrano, L. (2013). Capital humano y formación de directivos: Situación española y estrategias de mejora, *Economía Industrial*, 387, pp. 87-107.

Pérez, F., Serrano, L. (dirs.), Pastor, J.M., Hernández, L., Soler, A. y Zaera, I. (2012). *Universidad, universitarios y productividad en España*. Bilbao: Fundación BBVA.

Rouet, J. F., Bétrancourt, M., Britt, M. A., Bromme, R., Graesser, A. C., Kulikowich, J. M., Leu, D. J., Ueno, N. and H. van Oostendorp (2009). PIAAC problem solving in technology-rich environments: a conceptual framework, *OECD Education Working Papers*, No. 36, OECD Publishing.

Salas, V. y Sánchez-Asín, J. J. (2008). Los emprendedores y el crecimiento económico en España, en Congregado, E. et al.: *El capital humano y los emprendedores en España*. Valencia: Fundación Bancaja e Ivie.

Serrano, L. y Hernández, L. (2008). Las dotaciones de capital humano de los emprendedores, en Congregado, E. et al.: *El capital humano y los emprendedores en España*. Valencia: Fundación Bancaja e Ivie.

Schultz T (1962). Investment in Human Capital, *American Economic Review* 51:1-17.

Schumpeter, J.A. (1934). *The theory of economic development: an inquiry into profits, capital, credit, interest, and the business cycle*. London: Transaction Books.

Villar, A. (2013). Formación y habilidades cognitivas en la población adulta española. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

# **7. Diferencia entre cohortes en España: el Papel de la Ley Orgánica de Ordenación General del Sistema Educativo y un análisis de la depreciación del capital humano**

*José Antonio Robles Zurita*

Universidad Pablo de Olavide

## 7. DIFERENCIAS ENTRE COHORTES EN ESPAÑA: EL PAPEL DE LA LEY ORGÁNICA DE ORDENACIÓN GENERAL DEL SISTEMA EDUCATIVO Y UN ANÁLISIS DE LA DEPRECIACIÓN DEL CAPITAL HUMANO

**Robles Zurita, José Antonio**

Universidad Pablo de Olavide

### INTRODUCCIÓN

El objeto de estudio del trabajo aquí expuesto es el de investigar dos aspectos relacionados con las diferencias en Capacidad de Cálculo y Lectora entre las distintas cohortes de la población española en edad de trabajar. En primer lugar, tratamos de estimar el efecto que tuvo la Ley Orgánica de Ordenación General del Sistema Educativo (LOGSE), la cual afectó en distinto grado a los nacidos a partir de 1976. En segundo lugar, analizamos de forma descriptiva la “curva de las habilidades cognitivas” para los distintos grupos de edad y su relación con varios factores como: la situación laboral; el uso de las matemáticas y la lectura; y la educación formal.

La LOGSE fue aprobada en 1990 y supuso una modificación del sistema educativo español sobre todo para la educación secundaria obligatoria y postobligatoria respecto del anterior sistema de la Ley General Educativa de 1970 (LGE). En la Figura 7.1 se observan las principales diferencias entre las estructuras organizativas reguladas en las dos leyes. Con la LGE la educación primaria obligatoria terminaba a la edad de los 14. A partir de entonces, aquéllos alumnos que terminaban satisfactoriamente la primaria obtenían el Graduado Escolar y podían proseguir sus estudios a través de la Formación Profesional de 1<sup>er</sup> grado (FP I) o continuar con el Bachillerato Unificado Polivalente (BUP). En cuanto al resto obtenían un Certificado de

Escolaridad y solamente tenían acceso a la FP I<sup>1</sup>. Bajo la LOGSE este esquema cambia de tal manera que la educación primaria termina a los 12, comenzando después la Educación Secundaria Obligatoria (ESO) hasta los 16 años. A partir de aquí sólo aquellos alumnos que obtienen el Graduado en ESO pueden continuar sus estudios de Bachillerato o Formación Profesional de grado medio. Para aquellos estudiantes que no consiguen los objetivos de la educación secundaria obligatoria se establecen los Programas de Garantía Social (PGS)<sup>2</sup> que tienen como fin proporcionar una enseñanza básica y profesional mínima para la incorporación a la vida laboral y funcionan como una vía alternativa de acceso a la FP de grado medio.

Por tanto, podemos observar al menos dos vías a través de las cuáles la estructura del sistema educativo de la LOGSE puede haber afectado al rendimiento educativo. En primer lugar, los alumnos están obligados a estudiar dos años adicionales de educación secundaria general y como consecuencia no están segregados según su orientación (profesional o académica) hasta la edad de 16 años. Y en segundo lugar, aquellos alumnos que fracasan la educación obligatoria no tienen cabida en el sistema educativo a través de la FP porque para ello es necesario el título de ESO. Si bien éstos tienen una vía alternativa de acceso a la FP a través de los PGS, siempre es a costa de un mayor retraso en el tiempo. Los efectos de estos dos factores pueden ser diversos desde el punto de vista teórico, por un lado la extensión de la edad de escolarización puede afectar positivamente a aquellos que de otro modo abandonarían los estudios a una edad temprana. Por otro lado, el efecto de tener a los estudiantes agrupados en las mismas aulas hace que aparezcan *peer effects* como consecuencia de que los antiguos alumnos más rezagados ahora están en aulas junto con los más aventajados. Por tanto, los primeros se ven afectados positivamente ya que la calidad media de sus compañeros será mayor. Por el contrario, los mejores alumnos pueden sufrir un efecto negativo. En la medida en que los alumnos menos aventajados se benefician más de lo que pierden los mejores estudiantes el efecto global será positivo. Hoxby (2000) encuentra evidencia de que existe este tipo de asimetría. Por último, el hecho de que se imponga el requisito de obtener el graduado en ESO para continuar con estudios de FP implica que aquellos alumnos que fracasan queden de alguna manera apartados del sistema educativo en su vertiente profesional y académica. Nótese que con la anterior LGE estos alumnos “fracasados” tenían cabida directamente en la FP a partir de los 14 años (véase una reflexión sobre este aspecto en Cabrera, 2007).

Debido a la falta de información estadística apropiada hasta el momento el análisis de los efectos de la LOGSE ha sido escaso. No obstante, podemos destacar el trabajo de Felgueroso y otros (2013) que utilizan datos de la Encuesta de Población Activa (EPA) para las cohortes potencialmente afectadas por la LOGSE. Debido a que en la EPA no existe la posibilidad de identificar de forma directa a aquellos individuos que estudiaron bajo LOGSE utilizan una estrategia de identificación basada en asignar a cada individuo un índice de exposición a la

---

<sup>1</sup> En el artículo 40.2.a de la LGE de 1970 se establece que: “Deberán acceder a los estudios y prácticas de FP1 quienes hayan completado los estudios de Educación Básica y no prosigan estudios de Bachillerato”. En ese sentido podría entenderse que la educación era obligatoria más allá de los 14 años. Sin embargo, tal y como apunta Cabrera (2007), parece que este precepto no se llevó totalmente a la práctica. Además, este artículo indica la obligatoriedad de “proseguir” estudios, sin establecer una edad mínima de escolarización en FP o BUP.

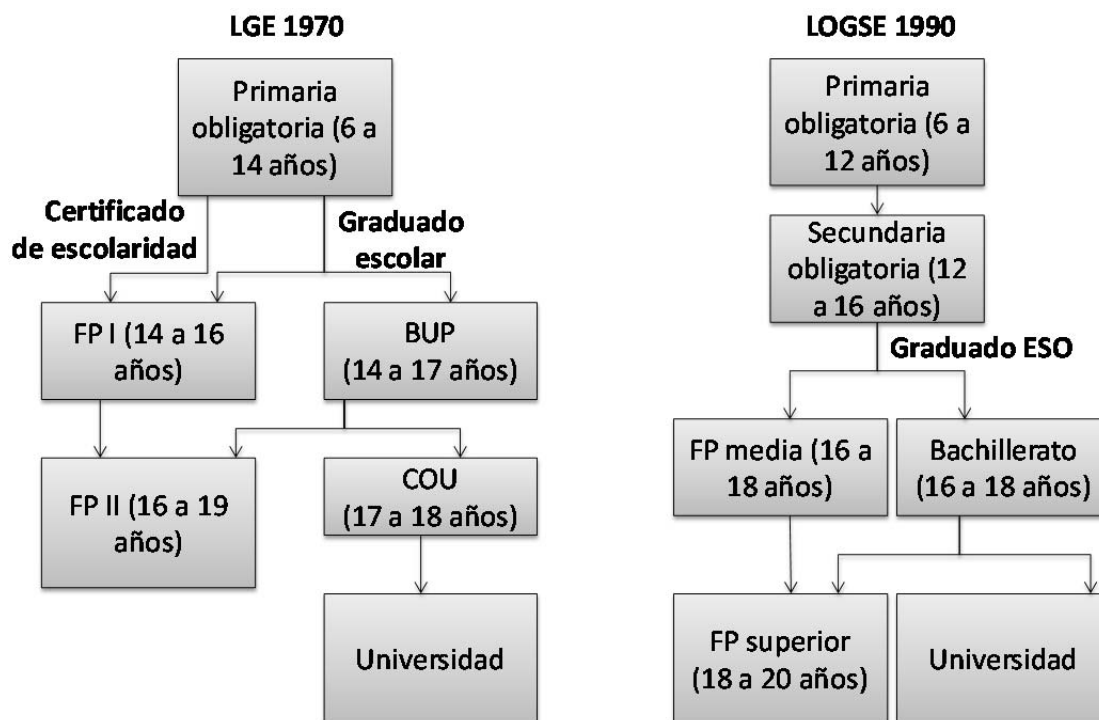
<sup>2</sup> Estos PGS se citan en el artículo 23.2 de la LOGSE. Igualmente en la posterior Ley Orgánica de Educación de 2006 se establecen los Programas de Cualificación Profesional Inicial con fines análogos.

LOGSE medido como una proxy de la probabilidad de que una persona dentro de un rango de edad y región haya estudiado bajo la LOGSE. El análisis econométrico les lleva a estimar un efecto negativo para los hombres, aumentando el fracaso escolar, y positivo para las mujeres, disminución en las tasas de abandono. También, Lacasa (2006) hace un análisis descriptivo en el que muestra que el periodo de implantación de la LOGSE coincide con un cambio de tendencia y decaimiento de algunos indicadores del sistema educativo, como por ejemplo: la tasa de escolaridad a los 17 años; esperanza de vida escolar a los seis años; abandono temprano entre 18 y 24 años; tasa de población que se gradúa en Bachillerato/COU; tasa de jóvenes de 18 años que se presentan a selectividad, y; porcentaje de alumnos de 20 matriculados en la universidad. Por otro lado, De Miguel-Díaz y otros (2002) analizan el rendimiento educativo de los estudiantes de diversas universidades españolas (Barcelona, Oviedo, País Vasco, Salamanca y Zaragoza) dependiendo del bachillerato que han cursado, LOGSE o LGE. Sus resultados indican que no hay diferencias determinantes y sistemáticas entre estos dos grupos en aspectos del expediente académico como: nota media del bachillerato; en pruebas de acceso a la universidad; proporción de créditos superados durante la carrera; o finalización de la carrera en los años indicados en el plan de estudios.

En el presente estudio utilizamos los datos del Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de los Adultos (PIAAC en sus siglas en inglés) para tratar de estimar el efecto de la reforma de la LOGSE en la capacidad de cálculo y lectora de la población adulta española. Esto es posible gracias a que en PIAAC se evalúan individuos de distintas cohortes que estudiaron en distintos sistemas educativos: LOGSE y anteriores. Aplicando la misma metodología que en Felgueroso y otros (2013) podemos estimar si existe una relación entre el grado de exposición a la LOGSE y las competencias evaluadas. El análisis realizado tiene al menos dos aspectos novedosos e interesantes. En primer lugar, la variable dependiente que se estudia son los resultados de pruebas objetivas internacionalmente estandarizadas que tratan de medir el grado de habilidad de los individuos para desenvolverse en su vida personal y laboral. Por tanto, se está evaluando a los distintos individuos, aquellos que estudiaron LOGSE y los que no, bajo los mismos criterios. En el caso de De Miguel-Díaz y otros (2002) utilizan algunas medidas que podrían no ser homogéneas, por ejemplo la evaluación de bachillerato o el examen de acceso a la universidad son distintos para los alumnos de LOGSE y LGE. Asimismo, la variable dependiente aquí utilizada mide la capacidad o habilidad, a diferencia de Felgueroso y otros (2013) que utilizan el abandono escolar. A pesar de que ambas variables pueden estar muy correlacionadas no tienen por qué afectar de la misma manera a la vida de las personas. En segundo lugar, la disponibilidad de datos para distintas cohortes nos permite estimar la relación entre el grado de implementación de la LOGSE una vez controlamos por distintas tendencias relacionadas con el efecto del año de nacimiento. Por ejemplo, puede ser que encontremos una relación negativa entre la implementación de la LOGSE y la competencia en cálculo debido a que aquellos a los que se les aplicó la LOGSE son más jóvenes y tienen menos experiencia. Por ello estimamos distintas especificaciones funcionales que tratan de captar el efecto edad o cohorte y diferenciarlo del impacto de la LOGSE. Los resultados que obtenemos indican que la LOGSE no tuvo éxito a la hora de incrementar las habilidades de cálculo y lectura de la población española. De hecho el efecto es siempre negativo, aunque la significatividad del mismo varía según la especificación funcional de la tendencia de edad/cohorte.



Figura 7.1. Estructura básica del sistema educativo español bajo la LGE y la LOGSE



Fuente: Cabrera (2007) y elaboración propia

En el presente artículo también nos proponemos analizar los factores que afectan a la relación entre capacidades cognitivas y la edad. La evidencia indica que existe un patrón más o menos generalizado con respecto a la relación entre los resultados de pruebas de habilidades cognitivas y la edad de los individuos. En concreto, parece haber un primer tramo en el que las puntuaciones aumentan hasta la edad de los 25-35 años para posteriormente disminuir de forma continuada para edades avanzadas. Véase por ejemplo Desjardins y Jonas (2012) que analizan el efecto de la edad en la competencia lectora para una serie de países que participaron en los estudios IALS (*International Adult Literacy Survey*) y ALL (*Adult Literacy and Lifeskills Survey*). Aunque el perfil concreto puede variar según el país todos tienen en común una eventual relación negativa entre las capacidades cognitivas y edad existiendo por tanto un efecto de “depreciación” del capital humano.

Para el caso de España encontramos esta misma relación negativa entre las habilidades y edad. Por ejemplo, Villar (2013) realiza una comparación intergeneracional de la capacidad de cálculo evaluada en PIAAC y muestra que esta relación es general para todos los niveles educativos. Si bien existen matices como el hecho de que la ventaja relativa de los universitarios sobre aquellos de educación básica aumenta con la edad (ver Figura 7.3 en Villar, 2013). La intención en este trabajo es identificar factores que pueden modificar la relación entre habilidades y edad. En otras palabras, queremos estudiar de qué manera algunas variables pueden afectar a la depreciación del capital humano o lo que llamaremos *curva de habilidades*. Existen diversas teorías que sugieren que la depreciación de las habilidades sucede cuando éstas se dejan de usar o alternativamente que se mantienen si se

practican (Reder, 1994; Statistics Canada y OECD, 1995; Staff y otros, 2004; Pazy, 2004; de Grip y otros, 2008). Teniendo en cuenta esto analizamos desde un punto de vista descriptivo el posible efecto de estar ocupado, el uso de las capacidades en casa y en el trabajo, y de la educación.

Tal y como apuntan Desjardins y Jonas (2012) la estimación del efecto edad en las habilidades cognitivas requiere diferenciarlo de otros efectos como el efecto cohorte. Dado que PIAAC es un estudio de corte transversal no podemos diferenciar ambas variables, sin embargo nuestra intención no es la de estimar el efecto de la edad en las capacidades sino describir cómo varía la relación entre ambas variables una vez que controlamos por otros factores. En el caso en que un factor afecte a la relación entre las capacidades y la edad esto podría ocurrir a través de dos maneras diferentes:

- a) Un factor afecta de igual manera a las habilidades de los distintos grupos de edad<sup>3</sup>. Por ejemplo, el caso en que la actividad laboral mejore la habilidad en cálculo para todos en la misma cuantía. En este caso, diremos que este factor afecta al punto de partida de la *curva de habilidad* pero no a la pendiente o ritmo de la depreciación.
- b) Alternativamente un factor puede afectar a los distintos grupos de edad de forma distinta. En este caso diremos que este factor afecta al ritmo de la depreciación o pendiente de la curva.

El análisis realizado nos hace concluir que trabajar y usar las capacidades de cálculo y lectura afectan de diferente forma a los distintos grupos de edad. Es decir, estos factores influyen tanto en el punto de partida como a la pendiente de la curva de habilidades.

La presentación del trabajo tiene dos partes claramente diferenciadas que corresponden con los dos análisis que nos proponemos realizar. En primer lugar se expone el análisis de la LOGSE: explicamos los detalles metodológicos; nos aproximaremos a los datos a través de un análisis gráfico descriptivo, y por último presentamos los resultados econométricos y las conclusiones. En segundo lugar, estudiamos la relación entre habilidad y la edad: exponemos la metodología y mostraremos los resultados para llegar a una conclusión. Por último incluimos un apartado de conclusiones generales.

## LA REFORMA DE LA LOGSE

Dado que en la base de datos PIAAC no hay información sobre el sistema educativo que estudió cada individuo, tenemos que acudir a la información externa disponible sobre el procedimiento de la reforma LOGSE. La ley se aprueba en 1990 periodo a partir del cual comienza su puesta en funcionamiento de forma progresiva hasta su total implantación en el curso académico 2002/03. En este periodo de transición coexistían los dos sistemas de tal

---

<sup>3</sup> Debido a que PIAAC es una encuesta transversal no existen apenas diferencias entre la variable edad y cohorte (año de nacimiento) dado que todos los individuos fueron evaluados en el mismo año de la encuesta. Sin embargo, para este segundo análisis de la depreciación del capital humano vemos más conveniente utilizar la variable edad.

manera que incluso para una misma edad había alumnos que estudiaron bajo la ley LOGSE y otros bajo la LGE. El grado de implantación de la LOGSE varía para cada uno de estos años de transición y también para las distintas Comunidades Autónomas (CCAA). La estrategia que seguimos en este trabajo es la de calcular una variable *proxy* de la probabilidad de que un individuo haya estudiado LOGSE condicionada a su año de nacimiento y región de pertenencia. Si la LOGSE tiene algún efecto debería haber una relación entre esta variable y los resultados en capacidad de cálculo y lectura. Esta estrategia es la análoga a la ya utilizada por Felgueroso y otros (2013).

## Metodología

### Calculo de la variable de implantación de la LOGSE

Para el cálculo de nuestra variable principal utilizamos los anuarios estadísticos del Ministerio de Educación Cultura y Deporte<sup>4</sup> denominados “Las cifras de la educación en España”. En estos anuarios tenemos acceso al porcentaje de alumnos que estudiaban LOGSE sobre el total de matriculados para cada curso académico y Comunidad Autónoma. Pudiendo diferenciar entre los que estudiaban distintas etapas educativas: ESO primer ciclo, que comprende 1º y 2º curso de la ESO; ESO segundo ciclo, 3º y 4º de ESO; y Bachillerato. Un aspecto importante en el proceso de implantación de la LOGSE es que hubo alumnos que estudiaron parte de su vida académica en la LGE y parte en LOGSE. Por ejemplo, un individuo pudo haber estudiado la primaria de la LGE hasta los 14 años y haber obtenido el graduado escolar (véase Figura 7.1) y además haber continuado sus estudios en el plan LOGSE incorporándose al curso que le correspondería según su edad (en este caso 3º de la ESO). Incluso pudo haber alumnos que se incorporaron a la LOGSE en el bachillerato con 16 años, habiendo estudiado hasta entonces en el plan antiguo.

Teniendo en cuenta lo anterior, nosotros diferenciamos hasta tres medidas diferentes:

- a) *ESO1*. La “probabilidad” de que un alumno haya estudiado primer ciclo de la ESO;
- b) *ESO2*. La “probabilidad” de que un alumno haya estudiado segundo ciclo de la ESO, Y;
- c) *BACH\_LOGSE*. La “probabilidad” de que un alumno haya estudiado Bachillerato LOGSE.

El valor de la variable *ESO1* para un individuo en particular se calcula como la proporción de alumnos estudiando primer ciclo de la ESO en el año del curso académico que le correspondería haber cursado 2º de ESO de acuerdo a su fecha de nacimiento. Así, por ejemplo, aquéllos que nacieron en 1983 tuvieron que haber comenzado cursando 2º de ESO (o nivel análogo bajo la LGE anterior) con 13 años en el curso académico 1996-1997, de tal forma que se le imputa la proporción de estudiantes en segundo de la ESO en ese curso académico respecto al total de estudiantes matriculados. En cuanto a *ESO2* es la proporción de alumnos

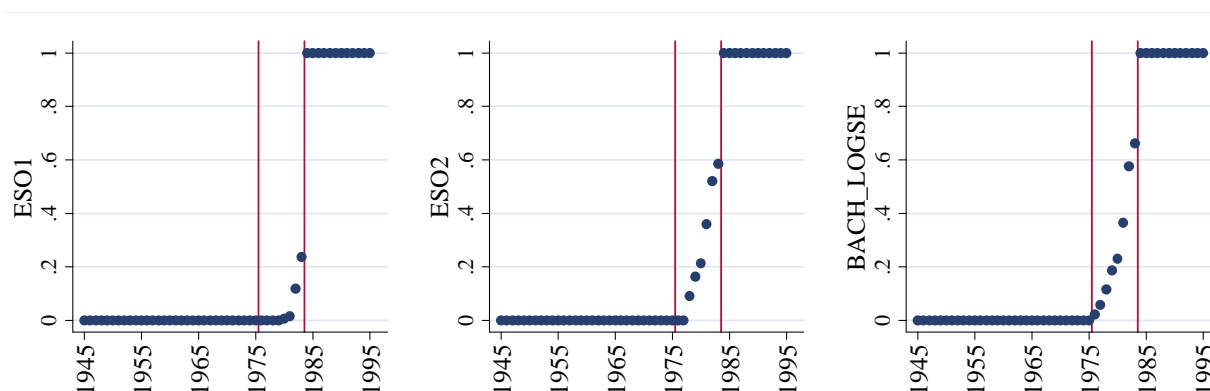
<sup>4</sup> Se puede acceder a esta información estadística en la página web del Ministerio de Educación Cultura y Deporte en el siguiente enlace: <http://www.mecd.gob.es/servicios-al-ciudadano-mecd/eu/estadisticas/educacion/indicadores-publicaciones-sintesis/cifras-educacion-espana/2000.html>

estudiando segundo ciclo de ESO en el curso académico que le correspondería asistir a 4º curso de ESO. Finalmente *BACH\_LOGSE* es la proporción de alumnos estudiando Bachillerato LOGSE para el curso académico en que le tocaba estudiar 2º curso de esa misma etapa<sup>5</sup>. El valor de estas variables es diferente para individuos con distinta fecha de nacimiento o distinta región de pertenencia. Como consecuencia de la creación de las anteriores variables podemos diferenciar tres grupos de cohortes:

- I. PRE-LOGSE. Los nacidos entre 1945 y 1975. Tienen como característica el hecho de que estudiaron toda su vida académica bajo un sistema educativo anterior a la LOGSE, ya sea bajo la LGE o sistemas anteriores.
- II. TRANSICION. Los nacidos entre 1976 y 1983 que tienen cierta probabilidad de haber estudiado LOGSE al menos en algunas de las etapas de ESO o bachillerato.
- III. POS-LOGSE. Los nacidos entre 1984 y 1995. Aquellos que han estudiado es su totalidad en el plan LOGSE.

En el Gráfico 7.1 se observa el valor medio de las tres variables de implantación para las distintas cohortes. Las líneas rojas verticales en este gráfico delimitan los tres periodos considerados. Se puede observar que el grado de implantación de la LOGSE es creciente en todo el periodo de TRANSICIÓN. No obstante, existe más variabilidad en el caso de las variables ESO2 y BACH\_LOGSE que en el caso de ESO1.

Gráfico 7.1. Variables de implantación de la LOGSE por fecha de nacimiento



### Modelo econométrico y control por tendencia de año de nacimiento

Para calcular el efecto de las variables de implantación de la LOGSE estimamos un modelo econométrico de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) en el que controlamos por distintas especificaciones de la tendencia del año de nacimiento. El objetivo de este ejercicio es controlar en qué medida las diferencias entre las generaciones LOGSE y anteriores no se deben a un simple efecto tendencial de las cohortes. En este efecto cohorte estaría incluido el efecto de la diferencia de edad o la experiencia y en definitiva cualquier otro factor que afecte a las

<sup>5</sup> Dado que la información no siempre viene segregada por curso es necesario elegir qué curso académico concreto se le asigna a cada individuo. Nosotros hemos optado por asignar el dato del curso en el que el individuo debiera cursar 2º de ESO, 4º de ESO y 2º de Bachillerato respectivamente para las tres variables construidas. Los valores resultantes de aplicar 1º de ESO, 3º de ESO y 1º de Bachillerato son muy similares.

diferencias de habilidad entre los distintos grupos de nacimiento. Por ello, estimamos el modelo econométrico hasta con 10 especificaciones distintas del efecto del año de nacimiento dependiendo del número de tendencias distintas que se estiman (una, dos o tres) y del tipo de tendencia (lineal, cuadrática y polinómica de grado 3 y 4). En la Tabla 7.1 se pueden ver los distintos modelos del (1) al (10) que se van a estimar. Para los modelos (1) y (2) se estiman tendencias lineales y cuadráticas respectivamente y se diferencia entre 3 tendencias diferentes que coinciden con los tres grupos de cohortes anteriormente citados: PRE-LOGSE, TRANSICION Y POS-LOGSE. En el caso de los modelos (3) y (4) se distingue entre dos tendencias distintas, la primera tendencia coincide con el periodo PRE-LOGSE y la segunda agrupa a los otros dos (TRANSICION Y POS-LOGSE). En el caso de los modelos (5) y (6) igualmente hay dos tendencias distintas pero en este caso se agrupan los dos primeros periodos PRE-LOGSE y de TRANSICION. Por último, los modelos (7) a (10) consideran una única tendencia con hasta cuatro tipos de especificación: lineal, cuadrática, y polinómica de grado 3 y 4 respectivamente.

Además del efecto del año de nacimiento controlamos por una serie de covariables como son: el género; la educación de los padres; salud del individuo; situación laboral; tipo de ocupación; nivel educativo; área de su especialidad y; si el individuo continúa su educación formal. También incluimos una variable binaria para cada región para poder controlar por diferencias entre distintas CCAA.

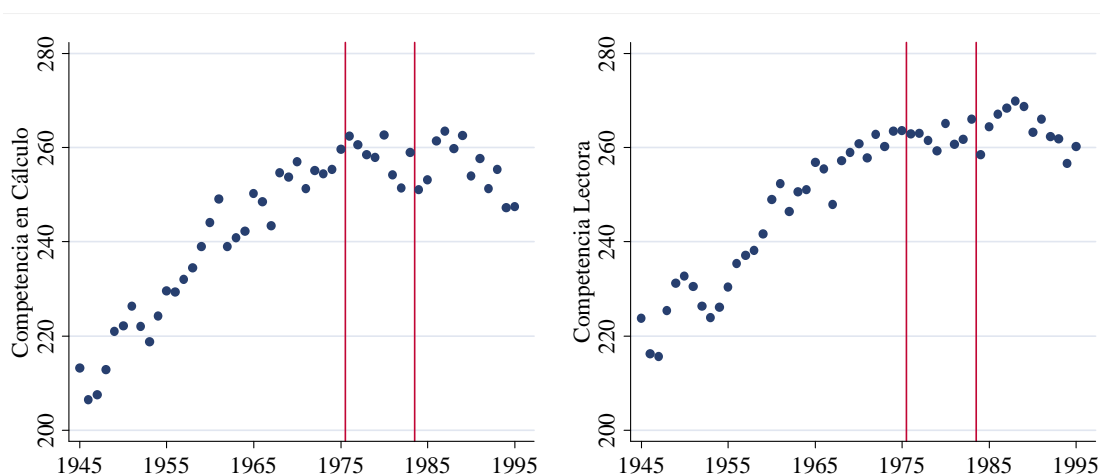
Tabla 7.1. Especificaciones del efecto año de nacimiento

Tipo de tendencia	Número de tendencias consideradas			
	3 Periodos: - 1945 a 1975 - 1976 a 1983 - 1984 a 1995	2 Periodos: - 1945 a 1975 - 1976 a 1995	2 Periodos: - 1945 a 1983 - 1984 a 1995	1 Periodo: - 1945 a 1995
Lineal	(1)	(3)	(5)	(7)
Cuadrática	(2)	(4)	(6)	(8)
Polinomio G.3				(9)
Polinomio G.4				(10)

## Análisis descriptivo

En el Gráfico 7.2 se observa la puntuación en competencia de cálculo y lectora para las distintas cohortes. Las habilidades evaluadas son en general mayores para las cohortes más jóvenes. Sin embargo, se puede observar que el inicio de la reforma coincide con un punto de inflexión en el que cambia la pendiente de la nube de puntos. Concretamente la puntuación en cálculo disminuye durante el proceso de TRANSICION y una vez éste acaba comienza un breve periodo (entre 1984 y 1989) en el que la capacidad de cálculo vuelve a mejorar. Más allá de atribuir directamente este efecto a la LOGSE parece haber evidencia de la existencia de una anomalía que merece ser objeto de estudio. En el caso de la competencia en lectura esta anomalía también se observa aunque parece que en menor medida. Por ejemplo, durante el periodo de TRANSICION la nube de puntos parece tener una evolución plana para volver a tener una pendiente positiva al comienzo del periodo POS-LOGSE.

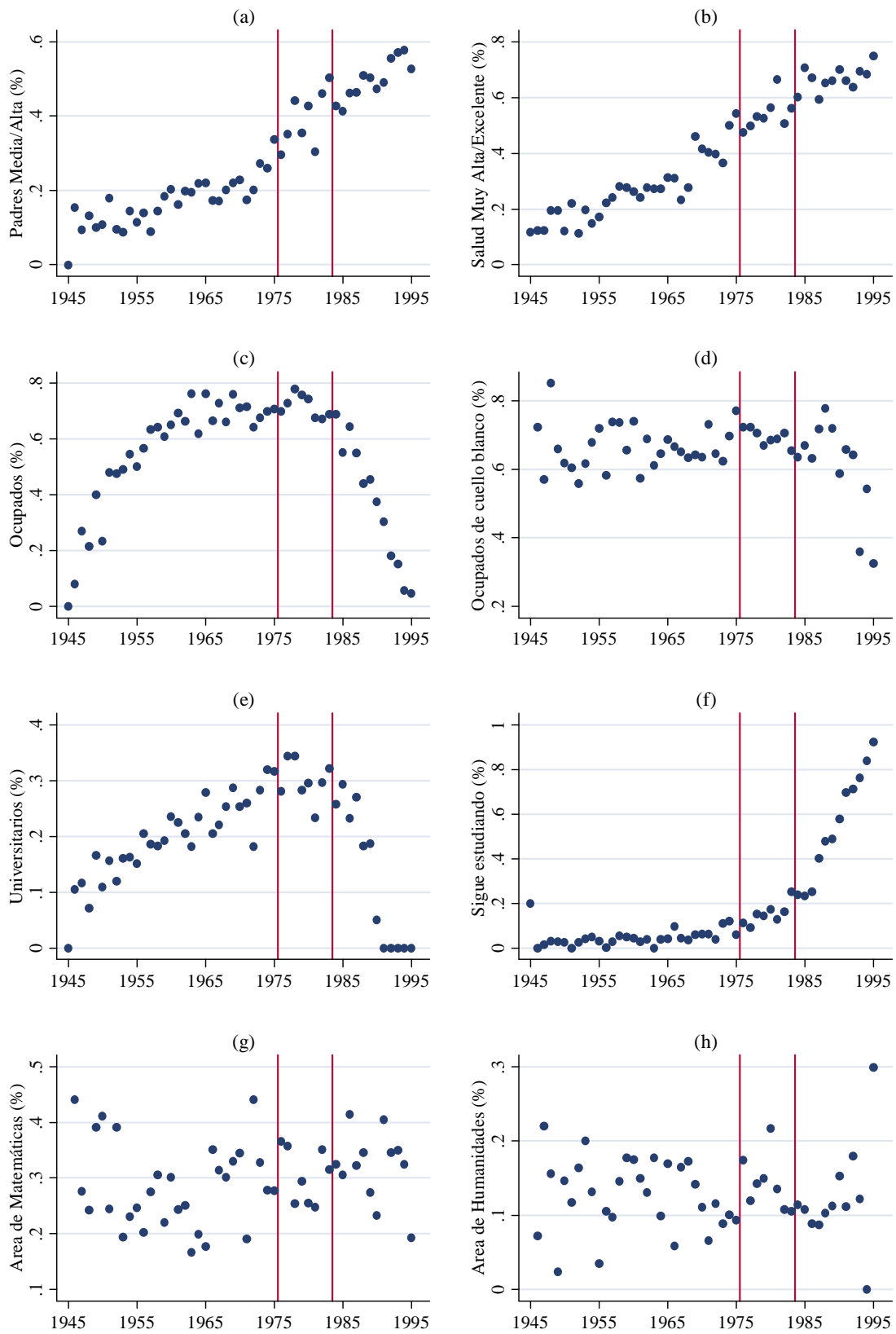
Gráfico 7.2. Puntuación en cálculo y lectura por fecha de nacimiento



Con el objetivo de buscar alguna explicación al cambio de tendencia que se observa en las puntuaciones PIAAC, se muestra en el Gráfico 7.3 la evolución de distintas covariables que pudieran estar detrás de este efecto. Por ejemplo, el porcentaje de individuos que tienen al menos un padre con educación media (secundaria) o alta (universidad) se encuentran en el panel (a) del Gráfico 7.3. Esta variable no presenta ningún cambio de tendencia para el grupo de TRANSICION por tanto es un mal candidato a factor explicativo del decaimiento de las habilidades para ese periodo (véase Lacasa, 2006). Lo mismo se puede decir para aquéllos individuos que han indicado tener salud muy alta o excelente (representados en el panel b) cuyo peso relativo es creciente para los tres grupos generacionales considerados. En el panel (f) del mismo gráfico tenemos que la proporción de individuos que siguen estudiando un título oficial es siempre mayor para las cohortes más jóvenes. Por tanto, no parece que el cambio de tendencia en las competencias evaluadas tenga alguna relación con estas variables descritas. Por el contrario, sí que hay un cambio de tendencia en el porcentaje de ocupados (panel c), el porcentaje de ocupaciones de cuello blanco (panel d) y el porcentaje de universitarios (panel e). Todas estas variables parecen disminuir durante el periodo de TRANSICION de la LOGSE rompiendo con la tendencia del periodo PRE-LOGSE. Por último consideramos el porcentaje de individuos que teniendo titulación secundaria o universitaria su área de estudios está directamente relacionada con las matemáticas o las ciencias (panel g) y con las humanidades (panel h), aunque no parece que haya un patrón claramente definido de la evolución de estas variables para los periodos considerados.

La medida en que cada una de estas variables pueda estar detrás del cambio de tendencia en las habilidades de cálculo y lectura durante el periodo de transición de la LOGSE se podrá saber con el análisis econométrico una vez que se tienen en cuenta todos estos factores conjuntamente.

Gráfico 7.2. Características de los individuos por fecha de nacimiento



## Resultados

En el análisis de la LOGSE sólo tenemos en cuenta a los individuos nativos con el fin de tener un grupo más homogéneo que han sido formados en España con mayor probabilidad. En la Tabla 7.2 observamos los resultados detallados de la estimación del modelo (1) (ver Tabla 7.1 anterior) para cálculo y lectura. La variable ESO2 recoge el efecto de la LOGSE según esta variable una vez controlamos por una tendencia lineal, distinta para los tres periodos considerados, y por el resto de covariables. Dado que la variable ESO2 es una probabilidad medida en tantos por uno, el coeficiente debe interpretarse como la variación de las habilidades como consecuencia de pasar de una probabilidad de 0 al 100% de haber asistido a la LOGSE. En otras palabras, sería lo análogo al efecto diferencial para un individuo que ha asistido a la LOGSE con respecto a aquellos que no lo hicieron. El efecto estimado de la LOGSE es negativo y significativo al 1% de error, además de cuantía muy parecida para Cálculo y Lectura, en torno a -18 puntos de la prueba PIAAC. En cuanto a la variable de año de nacimiento se ha incluido como diferencias respecto a 1984 y se ha dividido entre 10 de tal manera que la interpretación de los coeficientes estimados es la del efecto de pertenecer a una cohorte 10 años más joven. Para captar las diferentes tendencias, esta variable está interaccionada con otras variables binarias que indican el periodo concreto de la tendencia, de tal manera que tienen valor 1 para los individuos nacidos en el periodo en cuestión y valor cero en otro caso. Los resultados indican una tendencia positiva y significativa para los dos primeros periodos PRE-LOGSE y TRANSICION. Para el periodo POS-LOGSE la tendencia no es significativa.

Respecto al resto de variables los hombres obtienen significativamente mayores puntuaciones que las mujeres para los dos tipos de competencias evaluadas. El resultado para cálculo es coherente con otros estudios que indican que los varones suelen ser mejores en matemáticas. Sin embargo, contrasta con los resultados de evaluaciones estandarizadas para estudiantes de 15 años como PISA (*Programme for International Student Assessment*) que indican que las chicas obtienen mejores resultados en lectura (ver Stoet y Geary, 2013, para una comparación internacional; y el informe español para PISA 2009 sobre lectura, Instituto Nacional de Evaluación Educativa, 2010). No obstante, en el capítulo 3 del Volumen I del mismo Informe español de PIAAC se muestra que la diferencia en lectura por género no es significativa para los grupos de edad más jóvenes.

En cuanto a la educación de los padres incluimos en la constante del modelo a los individuos que tienen padre y madre con educación primaria o inferior (baja) y los comparamos con aquéllos que tienen al menos un progenitor de educación secundaria (media) y aquéllos que tienen al menos uno de educación terciaria (alta). El efecto de tener padres con educación alta o media es positivo para las dos competencias.

El efecto de la salud es algo complejo porque aquéllos individuos que tienen muy buena salud obtienen mejores resultados que los que tienen una salud excelente (grupo de referencia). Lo cual implica que la salud tiene cierto efecto negativo. Una posible explicación de este resultado es la existencia de endogeneidad. Por ejemplo, en la segunda parte de este trabajo encontramos que aquéllos que trabajan tienen mejores habilidades, lo cual puede tener también un efecto negativo en la salud con respecto a los que no trabajan. No obstante,



aquéllos que tienen salud aceptable o mala obtienen menos puntuación, lo cual se interpreta como una relación positiva entre salud y las habilidades cognitivas.

Por lo que a la situación laboral se refiere, los individuos que están ocupados obtienen significativamente más puntuación que los inactivos para el caso de cálculo. También aquéllos que tienen ocupaciones de cuello blanco, tanto los semi-cualificados como los cualificados, obtienen significativamente mayor puntuación respecto a los trabajadores de cuellos azul no cualificados para ambas disciplinas.

Por último, las variables que tienen más influencia en los resultados son aquéllas relacionadas con la educación formal. Por ejemplo, aquéllos individuos universitarios tienen en torno a 55 puntos más que los individuos que tienen educación primaria o sin educación. En el modelo también se incluye unas variables que indican si el individuo ha realizado estudios relacionados con las Matemáticas y las Ciencias (Área mates) o relacionados con las Letras y Humanidades (Área lengua). En la constante se incluyen el resto de estudios que no están especializados en ninguna de las dos disciplinas que se evalúan. Estas variables están interaccionadas con las variables de educación, lo que permite estimar un efecto distinto para aquéllos que tienen Secundaria 2ª Etapa, por un lado, y los universitarios, por otro. Es interesante ver que aquéllos que estudiaron una carrera relacionada con las Matemáticas obtienen significativamente mayores puntuaciones tanto en cálculo como en lectura. Sin embargo, aquéllos con estudios de letras no son distintos a los que tienen estudios no especializados. Por último, se incluye una variable que indica si el individuo sigue estudiando para obtener un título oficial que resulta estar positivamente relacionada con las puntuaciones en las dos competencias.

En la Tabla 7.3 se incluyen diversas variantes respecto al análisis presentado en la Tabla 7.2 para el modelo (1). Por un lado se incluyen las diez especificaciones distintas del efecto de año de nacimiento (ver Tabla 7.1 arriba). Cada uno de estos modelos se ha estimado para las tres variables independientes creadas (ESO1, ESO2 y BACH\_LOGSE) tanto para cálculo como para lectura. Esto hace un total de 60 estimaciones ( $10 \times 3 \times 2$ ). Lo primero que llama la atención es que para 59 de las estimaciones el efecto estimado es negativo, y de éstas, 37 también son significativas. Sólo para una estimación el efecto es positivo y no significativo. Por tanto, existen diferencias en la cuantía del efecto estimado y en su significatividad estadística. Por ejemplo, si tenemos en cuenta el tipo de especificación de la tendencia es para aquéllos modelos lineales (modelos 1, 3, 5 y 7) para los que se estima un efecto más fuerte y significativo respecto a los modelos cuadráticos (2, 4, 6 y 8) o polinómicos (9 y 10). El tipo de variable que se considera para identificar el efecto LOGSE también parece influir en los resultados: de forma sistemática el efecto estimado a través de ESO1 es menor que para ESO2 y BACH\_LOGSE. Mientras que no parece haber grandes diferencias entre las dos últimas variables. También para algunos modelos la significatividad es menor en el caso de ESO1 (modelos 6, 8 y 9). Por último, la significatividad del efecto estimado es más robusta en el caso de la competencia Lectora, ya que esta se mantiene para los modelos cuadráticos 2 y 4, cosa que no ocurre para el caso de cálculo.

Tabla 7.2. Estimación del impacto de la LOGSE en Capacidad de Cálculo y Lectora. Modelo (1): 3 tendencias lineales

Variables	Cálculo	Lectura	Variables	Cálculo	Lectura
<b>ESO2</b>	-18,6***	-18,3***	<b>Ocupación (Cons: Cuello azul no cualificado)</b>		
	(2,9)	(3,5)	C. azul semi-cual.	3,6	0,8
<b>Tendencias:</b>				(2,7)	(2,8)
Año nac×PRE.	8,6***	9,3***	C. blanco semi-cual.	8,4***	6,3**
	(1,2)	(1,2)		(2,6)	(2,6)
Año nac×TRAN.	15,0***	20,1***	C. blanco cual.	12,1***	9,7***
	(4,9)	(4,4)		(2,8)	(2,8)
Año nac×POS.	5,5	2,7	No trabajó en 5 años	4,6	4,5
	(4,1)	(4,5)		(2,5)	(3,2)
			<b>Nivel educativo (Cons: Primaria o ninguno)</b>		
<b>Hombre</b>	12,3***	5,9***	Sec. 1ª Etapa	23,9***	20,2***
	(1,5)	(1,4)		(2,4)	(2,3)
<b>Educación padres</b>			Sec. 2ª Etapa	37,7***	34,1***
(Cons: E. baja)				(2,6)	(2,5)
E. media	2,0	3,2**	Terciaria	55,8***	53,4***
	(1,5)	(1,5)		(2,3)	(2,7)
E. alta	9,8***	8,9***			
	(2,3)	(1,9)	<b>Área de estudios (Cons: Sin especialidad)</b>		
<b>Salud (Cons: excelente)</b>			Área mates×Terciaria	16,1***	10,3***
Muy buena	3,7*	4,9**		(2,8)	(2,7)
	(2,1)	(1,9)	Área mates×Sec. 2ª	12,5***	7,8***
Buena	1,4	1,0		(2,5)	(2,4)
	(2,0)	(1,8)	Área	-3,3	4,2
Aceptable	-4,4*	-5,1**	lengua×Terciaria	(3,0)	(3,7)
	(2,4)	(2,2)	Área lengua ×Sec. 2ª	4,7	5,6
Mala	-16,1***	-20,2***		(3,9)	(3,7)
	(4,3)	(4,0)			
			<b>Actualmente estudia</b>	12,3***	14,5***
<b>Situación laboral</b>				(2,6)	(2,2)
(Cons: inactivo)					
Ocupado	5,0**	0,6	Observaciones	4.967	4.967
	(2,0)	(2,1)	R2 (%)	46,7	45,6
Parado	-2,4	-3,3			
	(2,5)	(2,4)			

Nota 1: \*, \*\* y \*\*\* significa que el coeficiente es significativo al 10%, al 5% o al 1%, respectivamente.

Nota 2: Los errores estándar se muestran entre paréntesis y se han calculado siguiendo la metodología del estudio PIAAC, utilizando 10 valores plausibles para cada competencia y las 80 replicaciones.

Nota 3: En las estimaciones también se controla por una serie de variables binarias de cada región.

Tabla 7.3. Estimación del impacto de la LOGSE en Capacidad de cálculo y lectora, según variables de implantación y especificación de la tendencia

	Tendencias									
	3 Periodos:		2 Periodos:		2 Periodos:		1 Periodo:			
	- 1945 a 1975	- 1976 a 1983	- 1945 a 1975	- 1976 a 1995	- 1945 a 1983	- 1984 a 1995	- 1945 a 1995			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
<b>Cálculo</b>										
ESO1	-14,8***	-6,6	-15,2***	-2,4	-12,8***	-4,6	-13,2***	-3,2	-4,7	-2,2
ESO2	-18,6***	-7,9	-18,8***	-6,1	-16,7***	-7,7*	-17,2***	-8,3**	-9,1**	-6,2
BACH_LOGSE	-18,2***	-7,0	-18,4***	-5,6	-16,7***	-7,3	-17,3***	-8,5**	-9,0**	-6,0
<b>Lectura</b>										
ESO1	-15,2***	-12,0*	-16,0***	-6,3	-11,7***	-4,4	-13,0***	-3,5	-3,7	0,5
ESO2	-18,3***	-13,6**	-18,7***	-11,6*	-15,2***	-7,4	-16,4***	-7,5**	-7,7**	-0,6
BACH_LOGSE	-17,8***	-12,3*	-18,2***	-10,8*	-15,2***	-7,3	-16,6***	-7,7**	-7,8**	-0,4

Nota 1: \*, \*\* y \*\*\* significa que el coeficiente es significativo al 10%, al 5% o al 1%, respectivamente.

Nota 2: Los errores estándar se han omitido pero se han calculado siguiendo la metodología del estudio PIAAC, utilizando 10 valores plausibles para cada competencia y las 80 replicaciones.

Nota 3: En las estimaciones también se controla por las mismas covariables incluidas en la Tabla 7.2.

## El efecto LOGSE

El análisis realizado parece indicar que hay una relación negativa ente la implantación de la reforma LOGSE y los resultados obtenidos en las pruebas de capacidad de PIAAC. Esto quiere decir que aquellos individuos que estuvieron más expuestos a este sistema educativo obtuvieron peores resultados y que por tanto la reforma no tuvo éxito respecto a aumentar las habilidades cognitivas de la población. No obstante, el análisis de sensibilidad expuesto en la Tabla 7.3 hace que nos mantengamos cautos antes de llegar a una conclusión final dado que la importancia del efecto y su significatividad varía dependiendo de la especificación funcional del efecto del año de nacimiento y (en menor medida) de la variable concreta que se utilice para identificar el efecto LOGSE.

Dado que parte del efecto de la LOGSE viene determinado por la variabilidad en el ritmo de implantación entre distintas regiones es importante que estas diferencias sean exógenas. En otras palabras, si aquellas regiones que tienen mayores (menores) puntuaciones son las que han implantado la reforma con mayor (menor) rapidez, entonces nuestros resultados podrían estar sesgados en algún sentido. Para testar esta hipótesis hemos considerado, por un lado, las puntuaciones medias para las distintas regiones para las cohortes nacidas en los cinco años anteriores al comienzo de implantación de la LOGSE (1971-75) y, por otro lado, el grado de implantación de la LOGSE para las distintas regiones a mitad del proceso (cohortes nacidas en 1981). No encontramos una correlación significativa entre estas dos variables ( $P\_value$  igual a 0.46 y 0.5 para cálculo y lectura respectivamente). Por tanto, nuestro análisis tiene validez en cuanto a este respecto se refiere.

En todo caso, estos resultados vienen a complementar los obtenidos por Felgueroso y otros (2013) en la reivindicación de la necesidad de un análisis más profundo de la LOGSE en la medida en que surjan nuevas oportunidades a través de los recursos de investigación al alcance. En este sentido, sería de gran utilidad que desde las oficinas de estadística y organismos de investigación se planteasen determinadas medidas que un análisis de los distintos sistemas educativos más fácil y directo. Una de estas medidas podría ser la inclusión en los cuestionarios de las encuestas determinadas preguntas que permitan identificar el sistema educativo bajo el que estudiaron los individuos encuestados.

## LAS COMPETENCIAS Y LA EDAD

En esta segunda parte el análisis está centrado en la evolución de las habilidades de cálculo y lectura a través de la edad. Diversos factores pueden afectar al paso del tiempo y el mantenimiento de las competencias. Nosotros consideramos la situación laboral, el uso de las matemáticas y lectura, y por último la educación formal.

### Metodología

Para estimar el posible efecto de distintos factores en la depreciación de las competencias cognitivas a lo largo de la vida estimamos el perfil de la *curva de habilidades* a través de una especificación cuadrática e incluimos el factor que queramos analizar en la estimación. Concretamente estimaremos la siguiente ecuación:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 edad_i + \beta_2 edad_i^2 + \varphi_0 factor_i + \varphi_1 (edad_i \times factor_i) + \varphi_2 (edad_i^2 \times factor_i) + u_i \quad (1)$$

Donde  $y_i$  es la puntuación en el test PIAAC del individuo  $i$  que depende de la *edad*, original y elevada al cuadrado (indicando una tendencia cuadrática). Los coeficientes estimados  $\beta_1$  y  $\beta_2$  nos dan el perfil de la curva de habilidad y  $\beta_0$  es la constante del modelo que indica el punto de partida de esta curva. Ahora bien, la puntuación también puede verse afectada por un *factor* a través de dos vías: el efecto que produce en el punto de partida recogido por  $\varphi_0$ , y; el efecto que produce en el perfil o pendiente de la curva recogido por  $\varphi_1$  y  $\varphi_2$ . Finalmente  $u_i$  es un error aleatorio que se supone con las propiedades estadísticas necesarias para estimar por MCO.

Por tanto, con la estimación del modelo (1) se pueden testar las dos siguientes interesantes hipótesis:

- I.  $H_0: \varphi_0 = 0$ . El rechazo de la misma nos diría que el punto de partida de la curva cambia con el factor.

- II.  $H_0: \varphi_1 = 0$  o  $H_0: \varphi_2 = 0$ . El rechazo de alguna de estas dos hipótesis nos llevaría a la conclusión de que el factor también afecta al ritmo de depreciación del capital humano o pendiente de la curva de habilidad.

## Resultados

En la Tabla 7.4 se incluyen los resultados de la consideración de cuatro factores por separado: la situación laboral; el uso del cálculo y la lectura en el trabajo y en el hogar, y; la educación formal. En primer lugar el modelo (A) incluye como factor a la situación laboral distinguiendo a los ocupados respecto a los parados e inactivos. Los resultados indican para cálculo y lectura que no hay un efecto en el punto de partida puesto que la variable *Ocupado* no tiene un coeficiente significativo. Dado que la variable edad está incluida como diferencias respecto a 16, el punto de partida es la puntuación para ese grupo de edad. Sin embargo, se estima un efecto de estar ocupado en el ritmo de depreciación del capital. Concretamente el coeficiente positivo de *Edad*×*Ocupado* indica una menor depreciación o incluso apreciación de las capacidades de cálculo y lectura. Por lo que respecta al coeficiente negativo de *Edad*<sup>2</sup>×*Ocupado* implica que conforme aumenta la edad la depreciación es mayor para los ocupados. Las diferencias en la curva para los ocupados (o empleados) y no ocupados (no empleados) se pueden ver en el Gráfico 7.4<sup>6</sup> en el que se ha representado la nube de puntos formada por la puntuación media para cada grupo de edad. También se incluye el ajuste de la nube de puntos basado en la estimación del modelo (A) de la Tabla 7.4. Para las dos disciplinas se observa un mismo dibujo de las líneas de ajuste según el cual los ocupados y los no ocupados tienen el mismo punto de partida para posteriormente tomar una evolución diferente: en los primeros años los dos grupos tienden a mejorar sus competencias, sin embargo la mejora es mucho mayor y prolongada con la edad para el grupo de ocupados. Esto quiere decir que los no ocupados comienzan a perder habilidades a una edad más temprana. No obstante, una vez se llega a edades avanzadas, entre 40 y 45 años, los ocupados se deprecian a un ritmo mayor de tal manera que los dos grupos llegan a los 65 años con un nivel de habilidad similar.

Más allá de la pretensión de carácter descriptivo de estos resultados, éstos son interesantes si se consideran las posibles relaciones de causalidad implícitas. Por ejemplo, si bien es cierto que podría ser que la habilidad determina si un individuo está ocupado (y no que estar ocupado afecte a la habilidad), difícilmente se puede defender que la habilidad afecte a la probabilidad de estar ocupado de forma distinta según la edad. Por tanto, parece ser que hay cierta causalidad en la dirección supuesta en las estimaciones de la Tabla 7.4, es decir que la actividad laboral afecta a la evolución de las competencias a través de la edad.

Las habilidades tienden a disminuir con el tiempo incluso para aquéllos que están ocupados. Jimeno y otros (2013) realizan un análisis más detallado del efecto de la experiencia laboral en el mantenimiento de las capacidades cognitivas y encuentran que ésta sólo tiene un efecto

---

<sup>6</sup> En los gráficos que se muestran en esta sección se excluyen a aquéllos individuos que siguen estudiando debido a que éstos representaban un grupo muy numeroso para el caso de los no ocupados, desvirtuando por tanto las diferencias en la curva de habilidades según la actividad laboral. Este hecho se trata de controlar en la econometría incluyendo una variable que indica si el individuo sigue estudiando.

positivo para los trabajadores menos cualificados (con educación primaria). Por tanto, el efecto beneficioso de trabajar es aún mayor para este grupo de ocupados.

También hemos analizado el uso de las habilidades distinguiendo cuando se produce en el lugar de trabajo, y cuando se produce en el hogar. Distinguimos entre las estimaciones para cálculo, en cuyo caso se tiene en cuenta del uso de las habilidades de matemáticas, y para lectura, considerando únicamente el uso de dicha competencia. Para la construcción de las variables de uso se tuvieron en cuenta una serie de preguntas del cuestionario PIAAC en las que los individuos responden la frecuencia de uso de:

- En el caso de cálculo: calcular presupuestos; porcentajes; usar calculadora; hacer algebra; matemáticas avanzadas.
- Para lectura: leer guías o instrucciones; leer o escribir cartas o correos electrónicos; leer el periódico; leer libros; manuales; facturas; mapas; escribir informes; rellenar formularios.

Las posibles respuestas en todos estos casos son cinco categorías dependiendo de la frecuencia de uso, desde “Nunca” hasta “Todos los días”. Para la construcción del índice de uso asignamos el valor 1 a la categoría más baja y 5 a la más alta y calculamos la media de todas las repuestas para cada individuo. Finalmente tenemos una variable de uso en el trabajo y en el hogar, distinguiendo para las dos disciplinas. Para la estimación de los modelos (B) y (C) de la Tabla 7.4 esta variable se incluye de forma categórica distinguiendo entre dos grupos, uso alto y uso bajo, divididos por la mediana.

Aquéllos que tienen uso alto de las competencias obtienen mayores puntuaciones desde el punto de partida (16 años). Por ejemplo, en el caso de uso alto en el hogar las capacidades de cálculo aumentan en 13,5 puntos. Esto ocurre igualmente para el caso del uso de la lectura tanto en casa como en el trabajo. Tan sólo para el caso del uso de cálculo en el trabajo no parece tener un efecto significativo para los individuos más jóvenes. También el uso de las competencias parece afectar al ritmo de la depreciación, esto viene dado por la significatividad de las variables interaccionadas con la edad:  $Edad \times Uso\_trabajo$  y  $Edad \times Uso\_casa$ . Tanto en cálculo y lectura este coeficiente es positivo indicando una menor depreciación a edades tempranas. Por otro lado, se estima un coeficiente negativo para el uso en casa cuando se interacciona con  $Edad^2$ , lo que indica que para edades avanzadas el ritmo de la depreciación es mayor.

Tabla 7.4. Estimación de la curva las habilidades de cálculo y lectora

VARIABLES	Capacidad de Cálculo				Capacidad Lectora			
	(A)	(B)	(C)	(D)	(A)	(B)	(C)	(D)
Edad	4.2 (2.8)	17.9*** (5.1)	-3.3 (4.5)	7.7* (3.6)	3.8 (2.8)	10.8*** (4.0)	-7.4* (4.2)	5.6 (4.2)
Edad 2	-2.2*** (0.6)	-5.0*** (1.0)	-0.6 (0.8)	-2.5*** (0.7)	-2.1*** (0.6)	-3.6*** (0.8)	0.3 (0.8)	-2.0** (0.8)
<b>FACTORES:</b>								
Ocupado	-2.4 (4.3)				-6.5 (4.5)			
Edad×Ocupado	23.9*** (4.2)				22.7*** (4.3)			
Edad2×Ocupado	-4.3*** (0.9)				-4.1*** (0.9)			
Uso_trabajo		1.5 (7.3)				16.9** (7.1)		
Edad×Uso_trabajo		15.3** (6.5)				10.3* (6.1)		
Edad2×Uso_trabajo		-2.0 (1.3)				-1.3 (1.2)		
Uso_casa			13.5** (5.8)				19.0*** (4.4)	
Edad×Uso_casa			13.7** (5.8)				16.6*** (4.4)	
Edad2×Uso_casa			-2.4** (1.1)				-3.2*** (0.9)	
Sec. 1ª Etapa				29.0*** (4.7)				25.5*** (5.7)
Sec. 2ª Etapa				47.3*** (5.0)				44.4*** (5.6)
Diplomados				54.4*** (8.0)				53.2*** (9.2)
Licenciados				73.7*** (8.9)				74.0*** (10.0)
Constante	234.0** * (3.0)	234.1** * (5.6)	227.7** * (5.2)	206.0** * (5.4)	243.6** * (3.1)	239.3** * (4.6)	236.8** * (4.6)	217.1** * (5.2)
Observaciones	5,930	3,367	2,563	5,930	5,930	3,367	2,563	5,930
R2 (%)	17	16	22	37	16	24	27	37

Nota 1: \*, \*\* y \*\*\* significa que el coeficiente es significativo al 10%, al 5% o al 1%, respectivamente.

Nota 2: Los errores estándar se muestran entre paréntesis y se han calculado siguiendo la metodología del estudio PIAAC, utilizando 10 valores plausibles para cada competencia y las 80 replicaciones.

Nota 3: Todos los modelos estimados controlan por la variable binaria que indica si el individuo sigue estudiando. La cual se ha omitido por no tener interés en el presente análisis. También para el modelo (D) se incluyen las variables de educación interaccionadas con la edad aunque no se muestren por no ser significativas.

Gráfico 7.3. Curva de habilidad por situación laboral

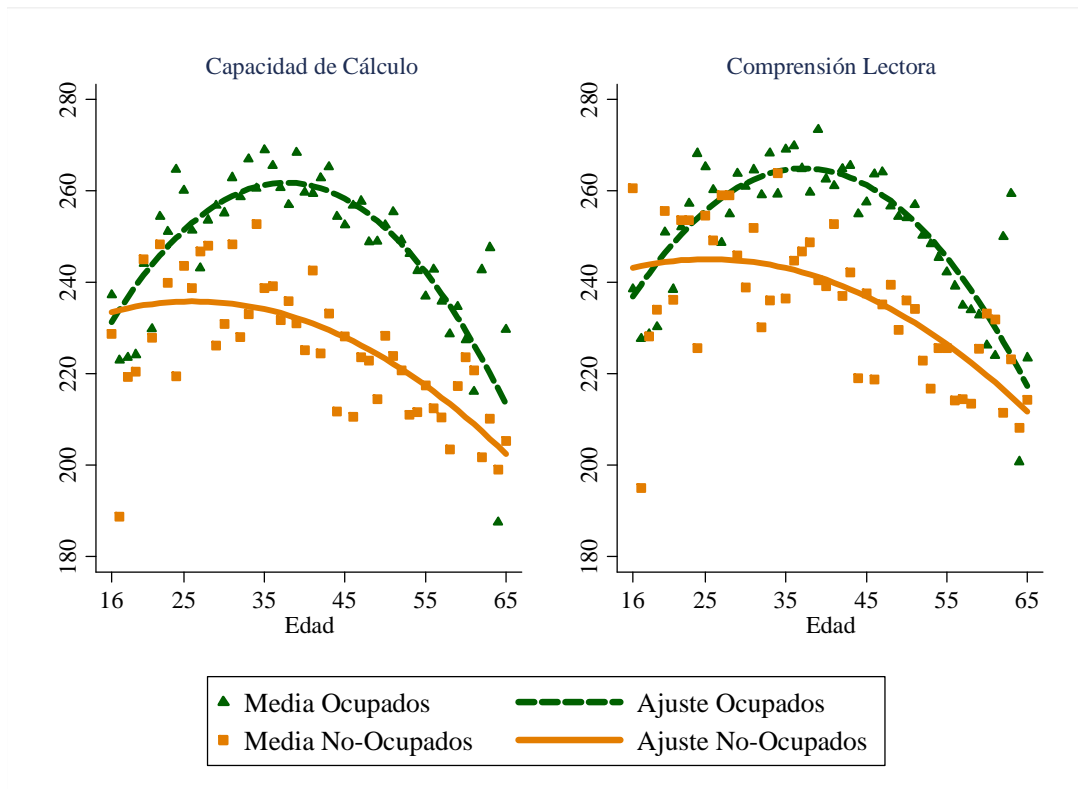


Gráfico 7.5. Curva de habilidad de los ocupados según el uso de cálculo y lectura en el trabajo

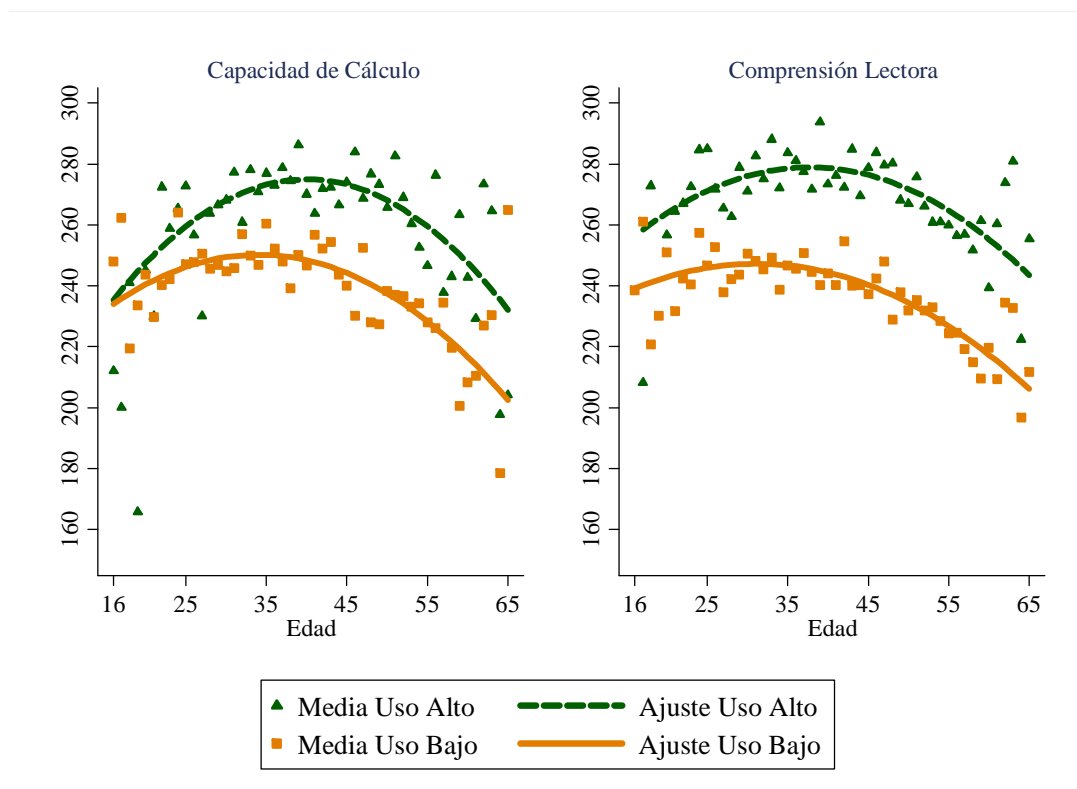
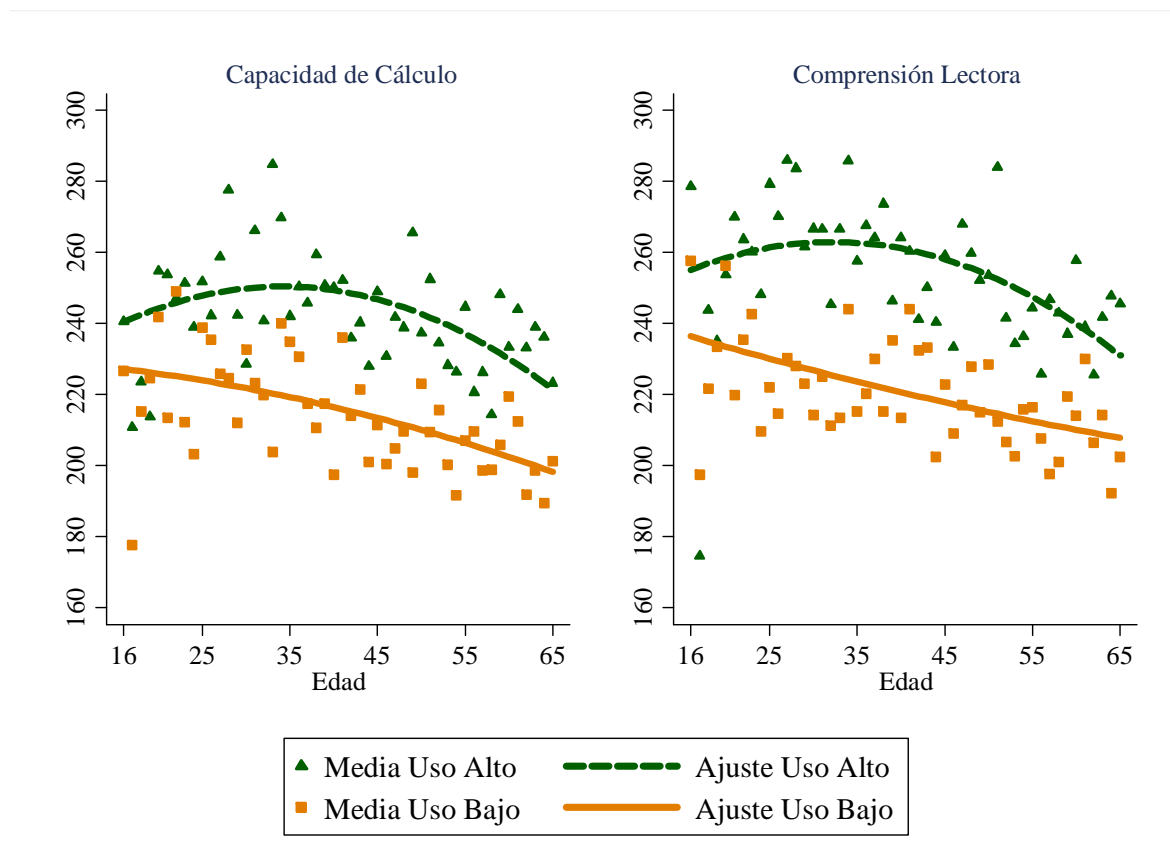




Gráfico 7.6. Curva de habilidad de los no ocupados según uso de cálculo y lectura en el hogar



Gráficamente se pueden visualizar mejor los efectos estimados. En el Gráfico 7.5 podemos ver la evolución de las competencias para aquellos que están ocupados, distinguiendo por uso en el trabajo. Para las dos disciplinas evaluadas las líneas de ajuste indican que aquéllos de uso alto tienden a mejorar sus habilidades con la edad y esta mejora se prolonga alcanzando el máximo de las competencias a una edad más avanzada. A partir de ese máximo este grupo continúa teniendo mejores puntuaciones para todos los grupos de edad. Los inactivos y parados están representados en el Gráfico 7.6. Las diferencias del perfil habilidades-edad parecen ser aún mayores. La línea de ajuste para aquéllos que no están ocupados y además tienen un uso bajo de las competencias en el hogar tiene una pendiente negativa para todas las edades. Esto quiere decir que este grupo que no trabaja y no usa las matemáticas en casa comienza la depreciación de las competencias desde las edades más tempranas. Por el contrario, los inactivos y parados que sí hacen un uso en casa tienen una evolución más favorable desde el principio y se deprecian a un ritmo menor aunque para edades más avanzadas el proceso parece revertirse en cierta medida y sus capacidades tienden a caer a mayor velocidad.

Por último, estimamos el modelo (D) en el que miramos el efecto de la educación formal. En este caso sólo mostramos el efecto de los distintos niveles educativos en el punto de partida de la curva de habilidad debido a que la educación interaccionada con la edad no era significativa indicando que no hay diferencias en el ritmo de depreciación entre los distintos niveles educativos. Por tanto, el efecto de la educación parece afectar de forma igual para

todos los grupos de edad sin que haya diferencias significativas en la pendiente de la curva de habilidad. No obstante, el efecto de la educación es mucho mayor que cualquiera de los otros factores analizados. Por ejemplo, el efecto de pasar de tener educación primaria o ninguna (grupo de referencia en el modelo D) a ser licenciado es de unos 74 puntos en cálculo. En la misma disciplina el resto de factores no llegan a tener más de 40 puntos de diferencia como mucho para los grupos de edad entre 35 y 45 años (ver Gráficos 7.4, 7.5 y 7.6). En el Gráfico 7.7 se pueden observar las diferencias entre los distintos grupos educativos. Se observa que las líneas de ajuste de cada nivel educativo son desplazamientos verticales y más o menos paralelos de las curvas de habilidad de los niveles educativos inferiores. Nótese que este resultado se basa en comparaciones absolutas entre los distintos grupos de edad y por tanto es compatible con el resultado de Villar (2013) las habilidades relativas de los universitarios mejoran con el paso del tiempo con respecto a los individuos con educación básica.

## Implicaciones

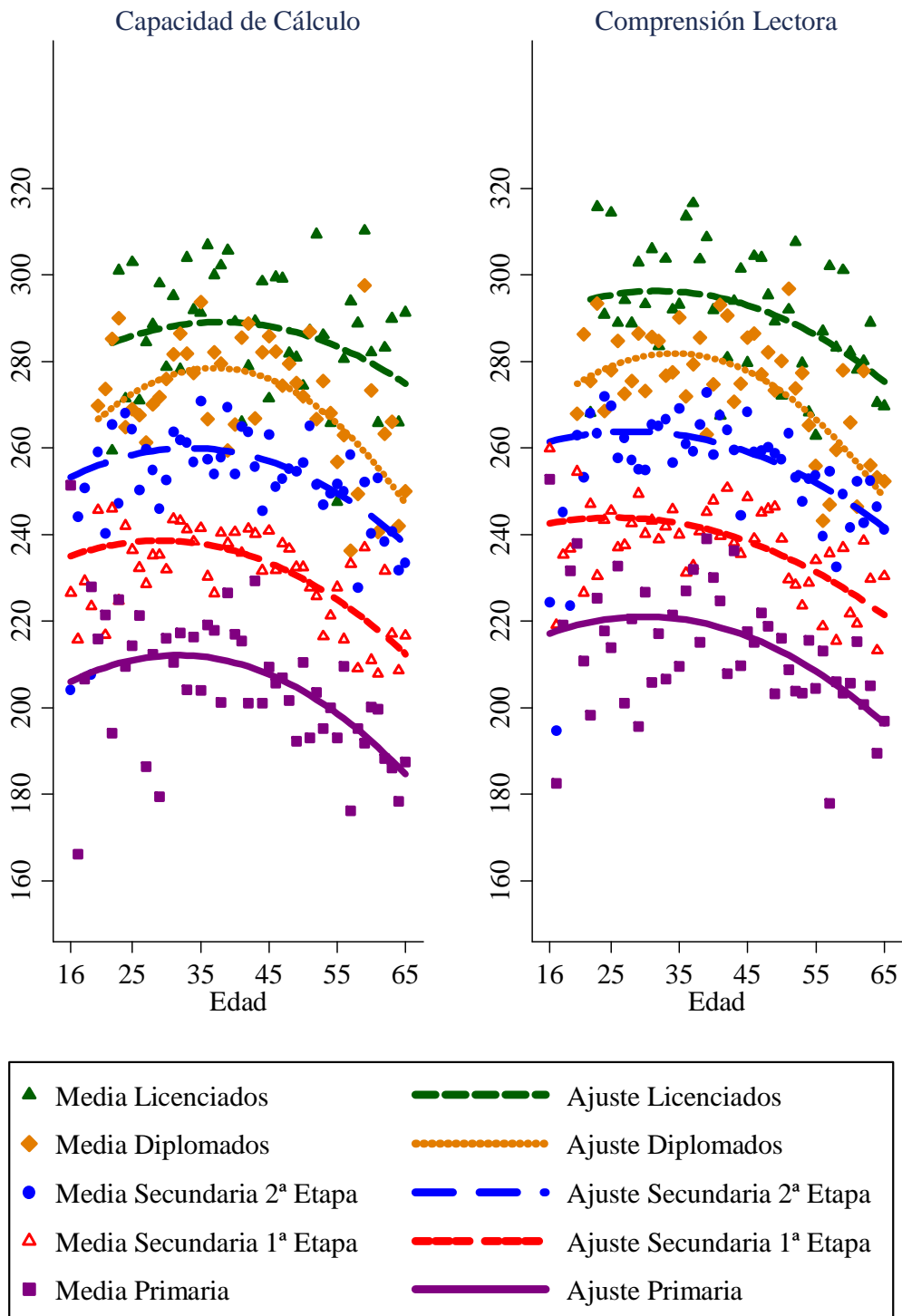
Entre los factores analizados la situación laboral es la que parece tener más efecto en el ritmo de depreciación de las habilidades. De hecho desde los 16 la curva de habilidades tiene una pendiente muy positiva para aquéllos que están ocupados respecto a los que son parados o inactivos. Este resultado implica que la actividad laboral actúa como un factor beneficioso para el desarrollo de las habilidades. Por tanto, la importancia que tiene que un individuo esté ocupado no sólo viene por medio de la producción de los bienes y servicios que esa persona puede llevar a cabo sino porque su propia capacidad de producir (su productividad) se ve incrementada. De forma simétrica la pérdida que se produce cuando una persona no está trabajando también es doble: deja de producir y pierde capacidad de producir. En este sentido es preocupante que precisamente son los individuos más jóvenes los que generalmente soportan mayores tasas de desempleo. La evaluación de políticas de empleo que tengan como consecuencia una eventual potenciación para los grupos de más edad en detrimento del empleo juvenil podría tener este tipo de efectos. Precisamente un ejemplo de este tipo de políticas es el retraso de la edad de jubilación que podría tener como consecuencia el incremento de la tasa de desempleo para los más jóvenes y por tanto el retraso de su incorporación al mercado laboral y pérdida de habilidades.

Independientemente de si un individuo trabaja o no, el uso de las capacidades de cálculo y lectura permite mantener por más tiempo las habilidades y retrasar la edad a partir de la cual comienzan la depreciación del capital humano. En este caso, las políticas relevantes son las relacionadas con la inversión en capital humano y el emparejamiento entre las habilidades de los individuos y las habilidades que usan en el trabajo. En un escenario en el que las habilidades no van a ser usadas en el puesto de trabajo por largo periodos de tiempo la inversión en educación puede no resultar tan rentable.

Por último, si interpretamos el coeficiente estimado para la curva de habilidad como el efecto de la edad entonces tenemos que concluir que la eventual depreciación del capital humano es un fenómeno general. La pérdida de habilidades cognitivas para edades avanzadas ocurre independientemente de si el individuo está ocupado o no, usa las matemáticas o la lectura, y ocurre para todos los niveles educativos. En un contexto en el que las economías desarrolladas

“padecen” de envejecimiento de la población en edad de trabajar, ya sea por la propia estructura demográfica o por la extensión de la edad de jubilación, hay potenciales consecuencias para la estructura productiva.

Gráfico 7.7. Curva de habilidad por niveles educativos



## CONCLUSIONES GENERALES

Después de los análisis llevados a cabo podemos resumir las siguientes conclusiones generales:

- La capacidad de cálculo y lectora tienden a ser mayores para las cohortes más jóvenes alcanzando un máximo en torno al grupo de edad de 35 años (nacidos entre 1985-75). Además este resultado general está en línea con los resultados de anteriores estudios internacionales realizados en otros países.
- La relación observada entre habilidad y edad se debe a distintos factores que están entrelazados con el efecto edad y con el efecto cohorte. El efecto edad se refiere a cambio en las habilidades cognitivas como consecuencia de la propia madurez biológica y a las experiencias que un individuo va acumulando como consecuencia de vivir más. En cambio el efecto cohorte está relacionado con factores que afectan a una persona por el hecho de haber nacido en un año concreto.
- Parece haber una anomalía en forma de un cambio de tendencia en la relación entre la puntuación en cálculo y edad a partir de la cohorte de nacidos en 1976 (ver Gráfico 7.2). Además este cambio de tendencia coincide con las cohortes que empezaron a incorporarse progresivamente al nuevo sistema de la LOGSE.
- La identificación de la probabilidad de que un individuo haya sido educado bajo la LOGSE nos ha permitido estimar un efecto negativo en las habilidades de cálculo y lectura. Aunque la significatividad de este efecto varía con la especificación de diferentes tendencias.
- El análisis de la curva de habilidad para distintos grupos diferenciados en función de su situación laboral o uso de las capacidades en el trabajo y en el hogar apunta a que las experiencias acumuladas tienen un efecto real en la forma en que las competencias evolucionan con la edad.
- Las habilidades cognitivas parecen desarrollarse de forma más prolongada para aquellos individuos que trabajan y aquellos que usan el cálculo y la lectura en el lugar de trabajo o en el hogar. Por tanto las experiencias vitales afectan al ritmo de depreciación del capital humano.
- No obstante, la eventual depreciación del capital humano para las cohortes de mayor edad de la población en edad de trabajar parece un fenómeno general que se produce independientemente de las experiencias vitales que el individuo desarrolla.

## REFERENCIAS

Cabrera Montoya, B. (2007). Políticas educativas en clave histórica: la LOGSE de 1990 frente a la LGE de 1970. *Témpora: Revista de historia y sociología de la educación*, 10, 147-181.

De Grip, A., et al. (2008). Job-worker mismatch and cognitive decline, *Oxford Economics Papers*, vol. 60, no. 2, pp. 237-253.

De Miguel-Díaz, M., Apocada Urquijo, P., Arias Blanco, J. M., Escudero Escorza, T., Rodríguez Espinar, S., y Vidal García, J. (2002). Evaluación del rendimiento en la enseñanza superior. Comparación de resultados entre alumnos procedentes de la LOGSE y del COU. *Revista de Investigación Educativa*, 20(2), 357-383.

Desjardins, R., y Warnke, A. J. (2012). Ageing and skills: a review and analysis of skill gain and skill loss over the lifespan and over time (No. 72). OECD Education Working Papers.

Felgueroso, F., Gutiérrez-Domènech, M., y Jiménez-Martín, S. (2013). Dropout Trends and Educational Reforms: The Role of the LOGSE in Spain. FEDEA: *Documento de Trabajo*, 04.

Hoxby, C. (2000). Peer Effects in the Classroom: Learning from Gender and Race Variation, NBER Working Paper 7867.

Instituto Nacional de Evaluación Educativa. (2010). PISA 2009: Programa para la evaluación internacional de los alumnos. OCDE. informe español. Madrid: Autor.

En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

Jimeno, J. F., Lacuesta, A. y Villanueva, E. (2013). Educación, experiencia laboral y habilidades cognitivas: Una primera aproximación a los resultados PIAAC. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

Lacasa, J. M., (2006). El efecto LOGSE y otros cuentos. Instituto FORMA de Investigación Educativa.

Pazy, A. (2004). Updating in response to the experience of lacking knowledge, *Journal of Applied Psychology*, vol. 53, pp. 436-452.

Reder, S. (1994). Practice-engagement theory: A sociocultural approach to literacy across languages and cultures. In B.M. Ferdman, R.M. Weber and A.G. Ramirez (eds), *Literacy Across Languages and Cultures* (pp.33-74). Albany: State University of New York Press Staff, R.T., et al. (2004). What provides cerebral reserve?, *Brain*, vol. 127, pp. 1191-1199.

Statistics Canada y OECD (1995). Literacy, Economy and Society: Results from the First International Adult Literacy Survey. *Ottawa and Paris*: Statistics Canada and OECD.

Stoet, G., and Geary, D. C. (2013). *Sex differences in mathematics and reading achievement are inversely related: within- and across-nation assessment of 10 years of PISA data*. [PLOS ONE](#), 8 (3). e57988. ISSN 1932-6203(doi:10.1371/journal.pone.0057988)

Villar, A. (2013). Formación y habilidades cognitivas en la población adulta española. En Instituto Nacional de Evaluación Educativa (eds.), PIAAC. Programa Internacional para la Evaluación de las Competencias de la población adulta, 2013. Análisis secundario. Volumen II. Madrid: Autor.

# **8. Formación y habilidades cognitivas en la población adulta española. Comparación intergeneracional de los conocimientos matemáticos a partir de los datos del PIAAC**

*Antonio Villar*

Universidad Pablo de Olavide

## 8. FORMACIÓN Y HABILIDADES COGNITIVAS EN LA POBLACIÓN ADULTA ESPAÑOLA. COMPARACIÓN INTERGENERACIONAL DE LOS CONOCIMIENTOS MATEMÁTICOS A PARTIR DE LOS DATOS DEL PIAAC<sup>1</sup>

Villar, Antonio

Universidad Pablo de Olavide

### INTRODUCCIÓN

#### Generalidades

El *Programa Internacional para la Evaluación de la Competencia de los Adultos* (PIAAC en sus siglas en inglés), coordinado por la OCDE, es un nuevo paso en la generación de datos comparables internacionalmente sobre los conocimientos y habilidades de la población en un amplio conjunto de países. Supone así una continuación de otros trabajos desarrollados con anterioridad sobre los conocimientos de la población adulta en el ámbito de la comprensión lectora (IALS, ALL) y un complemento muy importante a los estudios sobre los niveles de competencia de los jóvenes en diferentes campos y para distintas edades (estudios PISA, PIRLS y TIMSS, entre otros)<sup>2</sup>. En este caso se presenta un estudio de corte transversal en el que se analizan las habilidades en los ámbitos de *comprensión lectora* y *matemáticas* para la población adulta (entre 16 y 65 años). 23 países han participado en esta primera oleada (22 de la OCDE más la Federación Rusa) y algunos más se incorporarán en los próximos años (nueve países más hasta 2016). La evaluación de las habilidades se realiza mediante cuestionarios y las valoraciones se miden en una escala de 0 a 500 puntos.

---

<sup>1</sup> Quiero agradecer a José Antonio Robles, Ismael Sanz y a Luis Sanz San Miguel sus comentarios y sugerencias en la elaboración de este trabajo, así como la hospitalidad recibida por parte del Yunus Centre (Glasgow Caledonian University), donde se elaboró el grueso del estudio.

<sup>2</sup> IALS: International Adult Literacy Survey. ALL: Adult Literacy and Lifeskills Survey. PISA: Program for International Student Assessment. PIRLS: Progress in International Reading Literacy Study. TIMSS: Trends in International Mathematics and Science Study. Los tres primeros estudios están coordinados por la OCDE mientras que los dos últimos por la International Association for the Evaluation of Educational Achievement.



La idea que hay detrás de esta nueva base de datos es la de facilitar la comprensión de la relación entre formación, adquisición de habilidades cognitivas y envejecimiento de la población, por el papel tan relevante que estos aspectos juegan en la realización personal, la acumulación de capital humano, la dinámica del mercado laboral y el desarrollo de las sociedades. Se pretende así ampliar la evidencia disponible sobre estos temas, con objeto de facilitar el diseño de políticas efectivas para alcanzar mayores habilidades y para apoyar su desarrollo e implementación en los distintos países (véase OECD (2012) para una discusión).

Hay abundante evidencia empírica que muestra que invertir en la ampliación de las habilidades de la población es la mejor receta para facilitar su incorporación a la sociedad del conocimiento y para transformar el desarrollo científico y tecnológico en crecimiento y bienestar -véase por ejemplo Acemoglu & Robinson (2012)-. La obtención de estas habilidades está muy directamente vinculada con la educación formal y también con la experiencia -Desjardins (2003), Statistics Canada & OECD (2000), (2005)-. Por ello la formación reglada y la integración en el mercado laboral constituyen elementos clave para el desarrollo de las habilidades de la población. Porque el valor de estas habilidades tiende a depreciarse con el paso del tiempo, con los cambios socio-económicos y con la falta de uso o la subutilización -Pazy (2004), Staff et al. (2004), De Grip et al. (2005), Robles (2013)-.

### **Habilidades cognitivas, envejecimiento de la población y estructura demográfica**

Hay un patrón bien definido sobre la evolución de las habilidades cognitivas, tanto desde el punto de vista conceptual como empírico: existe una correlación negativa entre las habilidades cognitivas, globalmente consideradas, y la edad. Este fenómeno, que se aprecia tanto en estudios de corte transversal como longitudinales, es compatible con la existencia de diferentes patrones de comportamiento de esta relación, dependiendo del tipo de habilidad cognitiva considerada. Hasta la edad de 18 o 20 años todas las habilidades cognitivas parecen aumentar y a partir de esa edad surgen divergencias en la evolución de estas habilidades, aunque siempre terminan reduciéndose con edades más avanzadas (véase Desjardins & Warnke (2012) para una discusión en profundidad).

La dinámica de las habilidades cognitivas es muy compleja porque tiene que ver tanto con los aspectos individuales como sociales. Los aspectos individuales se asocian a los procesos de maduración neuronal y comportamental (esta última derivada de la acumulación de conocimientos, el efecto del uso -experiencia- y de la interacción del individuo con un entorno cambiante a lo largo de su vida). Pero hay, además, cambios en el contexto social que afectan de forma diferente a la experiencia de las cohortes presentes en un momento dado (los llamados *efectos cohorte* y *efectos periodo*)<sup>3</sup>. Todo ello puede alterar el patrón de interacciones individuales y colectivas que están asociadas a la evolución de las habilidades cognitivas.

---

<sup>3</sup> Los *efectos cohorte* tienen que ver con cambios más o menos estructurales que afectan al desarrollo de las habilidades cognitivas de unas cohortes en relación con otras (v.g. la extensión de la educación obligatoria). Los *efectos periodo* se refieren a sucesos que se producen en un determinado momento y afecta a todas las cohortes simultáneamente.

Como consecuencia, el análisis de la relación entre habilidades cognitivas y estructura demográfica resulta complejo, tanto más cuanto que existe una amplia variedad de habilidades cognitivas cuyos patrones de comportamiento en el tiempo difieren (habilidades *fluidas* vs habilidades *cristalizadas*, habilidades *básicas* frente a habilidades *fundamentales*). En particular los resultados de los estudios de corte transversal hay que interpretarlos cuidadosamente porque en ellos el efecto del envejecimiento de la población se mezcla con los efectos cohorte que pueden ser muy importantes<sup>4</sup>. Este tipo de estudios, sin embargo, son adecuados para analizar las diferencias existentes entre los individuos de diferentes edades en un momento del tiempo y resultan relevantes desde la perspectiva de la acción pública -véase Schaie (1996), (2009)-.

El estudio de las habilidades cognitivas de las diferentes generaciones que conviven en cada país resulta especialmente importante en este momento, por varias razones. En primer lugar, por el efecto de la crisis económica que ha generado niveles de desempleo desconocidos durante décadas, especialmente en los jóvenes, lo que supone una pérdida muy rápida de la inversión educativa. En segundo lugar, por el envejecimiento progresivo de la población trabajadora asociado al aumento de la esperanza de vida y al retraso en la edad de jubilación. Y, en tercer lugar, por la incidencia que las dotaciones de capital humano tienen sobre la distribución de la renta y el empleo.

## Objeto del estudio

En este estudio nos ocupamos de analizar los resultados de las pruebas PIAAC para España en el ámbito de la *competencia matemática*, centrándonos en la valoración comparativa de las habilidades adquiridas por las diferentes generaciones que configuran la población española en edad de trabajar.

Aunque los datos del PIAAC se refieren tanto a comprensión lectora como a matemáticas, hemos elegido la competencia matemática porque es quizás la novedad más importante que aporta este estudio, dado que había ya diferentes evaluaciones de la competencia lectora de los adultos (estudios IALS y ALL). Es también un tipo de habilidad cognitiva donde el efecto del envejecimiento es más relevante, dado que algunas de las capacidades lingüísticas parecen ampliarse con el uso y el contexto hasta edades relativamente avanzadas.

La competencia matemática se define como la habilidad “para acceder, utilizar, interpretar y comunicar información matemática e ideas para relacionar y gestionar situaciones matemáticas que se presentan en la vida adulta. Esto implica la gestión de situaciones o la resolución de problemas en contextos reales, respondiendo a ideas, información o contenidos matemáticos representados de distintas maneras”.

PIAAC determina cinco niveles de competencia, parametrizados por ciertos umbrales de los valores de las puntuaciones obtenidas en las pruebas. El Cuadro 8.1, reproducido del Capítulo

---

<sup>4</sup> Desjardins & Warnke (2012) proponen el uso de secuencias de estudios de corte transversal como la mejor alternativa, dada la escasez y el pequeño tamaño de las muestras de los estudios longitudinales disponibles. En su trabajo realizan un ejercicio comparando resultados de IALS y ALL para un conjunto de nueve países, con el objetivo de luego incorporar los de PIAAC. Desgraciadamente España no participó en los anteriores estudios IALS y ALL, de modo que esta estrategia de análisis no está disponible hoy por hoy para nuestro país.

2 del Volumen I de este estudio, indica estos umbrales y describe los elementos definidores de los distintos niveles. Adviértase que la determinación de los niveles es de naturaleza esencialmente cualitativa (viene dada por los tipos de tareas que los individuos son capaces de realizar) y luego se hace operativa mediante una parametrización conveniente.

Cuadro 8.1. Descripción de los niveles de desempeño en matemáticas con los intervalos de puntuación correspondientes

Nivel	Tipos de tareas completadas con éxito en cada nivel de desempeño
<b>Inferior al Nivel 1</b> <b>Menos de 176</b>	Las tareas en este nivel requieren que el entrevistado lleve a cabo procesos simples tales como contar, ordenar, realizar operaciones aritméticas básicas con números enteros o dinero, o reconocer representaciones espaciales comunes en contextos concretos y familiares en los que el contenido matemático aparece de forma explícita con poco o sin texto o distractores.
<b>1</b> <b>176 – 225</b>	La mayoría de las tareas en este nivel requiere que el entrevistado realice procesos matemáticos básicos en contextos comunes y concretos en los que el contenido matemático aparece de forma explícita con poco texto o distractores. Las tareas normalmente requieren que se realicen procesos simples tales como contar, ordenar, realizar operaciones aritméticas básicas, entender porcentajes simples, como el 50%, y localizar e identificar elementos de representaciones gráficas o espaciales simples.
<b>2</b> <b>226 – 275</b>	En este nivel se requiere que el entrevistado identifique y maneje información e ideas matemáticas dentro de un rango de contextos comunes en los que el contenido matemático se presenta de forma visual o explícita con relativamente pocos distractores. Las tareas suelen requerir la aplicación de dos o más pasos o procesos que implican el cálculo con números decimales de una o dos cifras, porcentajes y fracciones; medidas simples y representación espacial; estimación; y la interpretación de datos y estadísticas relativamente simples en textos, tablas y gráficos.
<b>3</b> <b>276 – 325</b>	Se requiere que el entrevistado, en este nivel, comprenda un rango amplio de información matemática que puede ser compleja, abstracta o se puede encontrar dentro de contextos no familiares. Estas tareas requieren varios pasos y pueden implicar estrategias de resolución de problemas y procesos relevantes. Las tareas incluirán la aplicación de los conceptos de número y sentido espacial; reconocimiento y trabajo con las relaciones matemáticas, patrones, y proporciones expresadas tanto numérica como verbalmente; y la interpretación y el análisis básico de datos y estadísticas en textos, tablas y gráficos.
<b>4</b> <b>326 – 375</b>	En este nivel el entrevistado debe comprender un rango amplio de información matemática que puede ser compleja, abstracta o estar incluida en contextos no familiares. Para estas tareas es preciso realizar múltiples pasos y elegir procesos y estrategias relevantes de resolución de problemas. Las tareas tienden a precisar un nivel de análisis y razonamiento más complejo sobre cantidades y datos; estadística y probabilidad; relaciones espaciales; y cambio, proporciones y fórmulas. En este nivel puede ser necesario entender enunciados o formular explicaciones bien fundamentadas para las respuestas o elecciones.
<b>5</b> <b>376 – 500</b>	Las tareas en este nivel requieren que el entrevistado entienda representaciones complejas e ideas matemáticas y estadísticas abstractas y formales, posiblemente incluidas en textos complejos. Es posible que los entrevistados tengan que integrar múltiples tipos de información matemática en los que se requiera traducción e interpretación; realizar inferencias; desarrollar o trabajar con modelos o argumentos matemáticos; y justificar, evaluar y reflexionar de forma crítica acerca de las soluciones o elecciones.

Nuestro objetivo es realizar una comparación intergeneracional de las habilidades cognitivas de la población española en el ámbito de las matemáticas. El elemento más novedoso del análisis que presentamos, además de la base de datos de referencia, es el uso de las distribuciones completas de la población de las diferentes cohortes en los cinco niveles de competencia que define el PIAAC. Se trata pues de realizar una valoración de las habilidades cognitivas que va más allá de la mera comparación de las medias de los test de las pruebas PIAAC, explotando la información contenida en la versión simplificada de la densidad que proporciona la distribución de las cohortes por niveles de competencia. Para el análisis de estas distribuciones recurrimos a la metodología de Herrero & Villar (2012) que permite la comparación de variables cualitativas. La valoración de un grupo así obtenida es una medida de la probabilidad de que este grupo “domine” a los demás, en el sentido de que un individuo

elegido al azar pertenezca a un nivel de competencia superior al de cualquier otro individuo elegido al azar entre los demás grupos. Describimos el procedimiento de valoración en la sección 2. Veremos que la valoración así obtenida difiere sustancialmente de la comparación de los valores medios del test.

Para descontar el efecto de la diferente formación adquirida por los individuos, realizamos el ejercicio de valoración dividiendo cada cohorte en tres grupos según la titulación alcanzada (obligatoria, media, universitaria). Hablaremos de “grado formativo”, en lugar del habitual término “nivel educativo”, con el fin de reservar el término *nivel* para referirnos a los cinco niveles de competencia que acabamos de describir.

## EL PROCEDIMIENTO DE EVALUACIÓN

Para abordar la comparación de las habilidades cognitivas de las distintas cohortes vamos a utilizar la formulación desarrollada en Herrero & Villar (2012) para la valoración relativa de grupos en términos de variables cualitativas. Esta aproximación está relacionada con el análisis estadístico de la similitud entre ordenaciones y con la literatura sociológica y económica referente a la evaluación comparativa de resultados en diferentes contextos -v.g. Lieberman (1976), Reardon & Firebaugh (2002), Laslier (1997), Palacios-Huerta & Volij (2004)-.

Nuestra referencia es la población española en edad de trabajar. Esta población la vamos a dividir en cinco diferentes cohortes y cada cohorte en tres grados formativos. A partir de esta configuración analizaremos cómo es la distribución de cada uno de estos grupos (cohorte/grado formativo) en términos de los cinco niveles de competencia que define PIAAC<sup>5</sup>.

### El modelo de valoración

La idea básica es la siguiente. Tenemos una población dividida en un conjunto de  $g$  grupos (los quince que resultan de cinco cohortes y tres grados formativos, en nuestro caso). Los resultados de los individuos, en relación al tema que queremos estudiar (resultados de las pruebas PIAAC), pueden clasificarse en  $s$  categorías (cinco niveles de competencia), ordenados de mejor a peor. Llamaremos  $a_{ir}$ ,  $i = 1, 2, \dots, g$ ,  $r = 1, 2, \dots, s$ , a la proporción de individuos del grupo  $i$  en la categoría  $r$ .

Decimos que el grupo  $i$  **domina** al grupo  $j$  cuando es más probable que al extraer un individuo al azar del grupo  $i$  esté en un nivel superior que otro individuo elegido también al azar en el grupo  $j$ . La probabilidad de que un individuo del grupo  $i$  domine a otro del grupo  $j$ ,  $p_{ij}$ , se calcula como sigue:

$$p_{ij} = a_{i1}(a_{j2} + \dots + a_{js}) + a_{i2}(a_{j3} + \dots + a_{js}) + \dots + a_{i,s-1}a_{js} \quad [1]$$

A partir de aquí podemos definir al **ventaja relativa del grupo  $i$  con respecto al grupo  $j$** ,  $VR_{ij}$ ,

---

<sup>5</sup> En realidad PIAAC define seis niveles, del 0 al 5, pero en el nivel 5 solo hay una casilla con observaciones (muy pocas) de modo que agregamos los niveles 4 y 5 sin pérdida de generalidad.

del siguiente modo:

$$VR_{ij} = \frac{p_{ij}}{\sum_{k \neq i} p_{ki}}$$

La ventaja relativa del grupo  $i$  con respecto al grupo  $j$  no es más que la probabilidad de que el grupo  $i$  domine al grupo  $j$  dividida por la suma de las probabilidades de que el grupo  $i$  sea dominado por algún otro grupo.

Para obtener una valoración global del grupo  $i$  en el conjunto de la sociedad, tomamos una suma ponderada de sus ventajas relativas con respecto a todos los grupos. Es decir, la **ventaja relativa del grupo  $i$**  viene dada por:

$$VR_i = \sum_{j \neq i} \lambda_j VR_{ij}$$

Dado que los pesos de esta suma ponderada reflejan la relevancia de los diferentes grupos, es natural elegirlos de forma consistente con la propia valoración, es decir, tomando  $\lambda_j = VR_j$ . De este modo cada grupo entra en la valoración de la ventaja relativa de los demás con el peso correspondiente a su propia ventaja relativa. Esto implica que tenemos que encontrar un vector  $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_g) > \mathbf{0}$  tal que:

$$v_i = \sum_{j \neq i} v_j VR_{ij} = \frac{\sum_{j \neq i} v_j p_{ij}}{\sum_{k \neq i} p_{ki}}, \quad i = 1, 2, \dots, g \quad [2]$$

Adviértase que la valoración de un grupo crece con la probabilidad de que domine a otros grupos y con la importancia de los grupos que domina (lo que podemos expresar en un lenguaje más gráfico diciendo que dominar a un grupo “poderoso” vale más que dominar a un grupo “débil”).

Herrero & Villar (2012) demuestran que este vector siempre existe, es estrictamente positivo y único (una vez normalizado) y que además se puede calcular con facilidad puesto que corresponde al autovector dominante de la siguiente matriz:

$$Q = \begin{bmatrix} g-1 - \sum_{i \neq 1} p_{i1} & p_{12} & \dots & p_{1g} \\ p_{21} & g-1 - \sum_{i \neq 2} p_{i2} & \dots & p_{2g} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{g1} & p_{g2} & \dots & g-1 - \sum_{i \neq g} p_{ig} \end{bmatrix} \quad [3]$$

Los elementos fuera de la diagonal de la matriz  $Q$  son las probabilidades de dominancia  $p_{ij}$ . Los elementos de la diagonal nos dicen cuál es la probabilidad de que un individuo elegido al azar en el grupo  $i$  pertenezca a una categoría que no sea peor que un individuo elegido al azar de

cualquier otro grupo. Es fácil comprobar que la matriz  $Q$  es una matriz de Perron cuyas columnas suman todas  $(g - 1)$ . De ahí deriva la existencia, positividad y unicidad (cuando  $Q$  es indescomponible) del vector  $\mathbf{v}$  cuyos componentes verifican la ecuación [2].

## La aplicación a nuestro problema

El problema que queremos abordar aquí es la valoración comparativa del capital humano acumulado en el ámbito de las matemáticas. Para ello vamos a utilizar la información sobre las distribuciones de los resultados de las pruebas PIAAC para cada cohorte y grado formativo en los cinco niveles de competencia definidos en el Cuadro 8.1. Nuestros grupos de referencia serán, pues, las diferentes **cohortes por grado formativo**. Hemos considerado cinco cohortes: población con 24 años o menos, población entre 25 y 34 años, población entre 35 y 44 años, población entre 45 y 54 años, y población con 55 o más años. Y tres grados formativos: estudios obligatorios o menos (O), medios (M) y universitarios (U)<sup>6</sup>. Las categorías corresponden a los mencionados cinco niveles de rendimiento.

Tendremos así una matriz  $Q$  (como la de la ecuación [3]), de 15 por 15, que genera un autovector de quince componentes. Este autovector proporciona una estimación de la *calidad relativa* del capital humano de las diferentes generaciones, en el ámbito de la competencia matemática, donde cada cohorte con un grado formativo dado es comparada con todas las demás cohortes con sus correspondientes grados formativos. Dado que los autovectores tienen un grado de libertad, nosotros elegiremos la normalización que hace que la primera componente del autovector sea igual a la unidad. De este modo *medimos el valor de cada cohorte en términos del valor que representa sobre la cohorte más joven con el menor grado formativo*. Nos referiremos a este contexto como la **valoración conjunta**.

A partir de esta valoración conjunta realizaremos dos ejercicios de evaluación adicionales. El primero tratando de identificar el perfil intergeneracional de cada cohorte con igual grado formativo. El segundo tratando de aislar el impacto de la formación media y superior sobre la valoración de cada cohorte.

Para analizar el impacto del envejecimiento de la población sobre las habilidades cognitivas, haremos igual a la unidad la valoración de la cohorte más joven para cada grado formativo. El valor asignado a cada grupo proporciona, en este caso, una medida relativa de la calidad del capital humano de esa cohorte en relación únicamente con las otras cohortes que tienen la misma formación, en unidades correspondientes al valor de la generación más joven. Al comparar cohortes con el mismo grado formativo podemos identificar los perfiles de la evolución de su valor de forma diferenciada. Nos referiremos a este contexto como la **valoración separada por grados formativos**.

Para analizar el impacto de la educación media y universitaria sobre la valoración de distintas

---

<sup>6</sup> Como el estudio se refiere a un conjunto de generaciones que ha experimentado sistemas educativos diversos, conviene aclarar que por estudios obligatorios entendemos aquellos individuos que han alcanzado, como mucho, el equivalente a la actual educación obligatoria (hasta los 16 años). En estudios medios incluimos a aquellos que han alcanzado el actual nivel del bachillerato (o equivalente en la formación profesional). En la educación universitaria se computa tanto los individuos que ha realizado carreras de cinco años (ciclo largo), de tres años (ciclo corto) o las más recientes de cuatro años, así como el equivalente en formación profesional.

las cohortes, compararemos los grupos de la misma edad, haciendo igual a la unidad el valor de todas las cohortes con educación obligatoria. De este modo comparamos la variación de la calidad del capital humano debida al aumento de la formación, en términos del valor de la formación obligatoria, para cada grupo de edad. Nos referiremos a este contexto como la **valoración separada por edades**.

## RESULTADOS

### Distribución de la población por niveles de competencia y evaluación conjunta de las cohortes por grado formativo

El Cuadro 8.2 proporciona la información completa sobre la distribución de las cohortes en los distintos niveles de competencia matemática, según su formación. Se trata de la información de base para construir la matriz Q de la ecuación [3] de acuerdo con la fórmula [1].

Cuadro 8.2. Distribución porcentual de las diferentes cohortes en los cinco niveles de competencia, según el grado de formación (Obligatoria (O), Media (M), Universitaria (U))

Grupos edad	Niveles de competencia matemática					Acumulado
	4	3	2	1	< 1	
<b>Estudios Obligatorios</b>						
24 o menos	0.29	18.62	50.53	23.01	7.56	100
25-34	1.25	13.42	43.08	28.51	13.74	100
35-44	0.23	10.85	48.66	28.18	12.08	100
45-54	0.31	7.52	39.66	35.67	16.85	100
55 o más	0.00	3.74	30.41	36.34	29.50	100
<b>Estudios Medios</b>						
24 o menos	3.85	41.36	45.13	8.68	0.98	100
25-34	2.91	32.25	47.09	16.43	1.31	100
35-44	2.45	35.25	44.28	14.83	3.19	100
45-54	2.87	22.98	56.91	14.64	2.60	100
55 o más	1.35	14.84	56.61	23.53	3.67	100
<b>Estudios Universitarios</b>						
24 o menos	16.30	41.24	40.95	0.19	1.33	100
25-34	11.82	50.73	34.05	3.40	0.00	100
35-44	10.01	54.55	31.67	2.64	1.13	100
45-54	12.56	47.53	32.19	6.36	0.98	100
55 o más	5.30	35.31	44.23	14.72	0.44	100

NB: Los datos sobre cada cohorte por nivel de estudios se obtienen a partir de elevar a nivel poblacional los datos de la muestra, usando los correspondientes coeficientes de elevación.

Se observa que la mayor proporción de población con educación obligatoria se encuentra en el nivel 2 de competencia, excepto para la cohorte de más edad donde la mayoría tiene nivel 1. Hay una amplia representación de esta población con esta formación en el nivel 0, especialmente para las cohortes de más edad, mientras que no hay prácticamente participación en el nivel 4. La mayor fracción de población con estudios medios también se encuentra en el nivel 2, pero ahora hay también una parte relevante de población en el nivel 3, tanto más cuanto más joven es la cohorte. El nivel 0 está casi vacío en todos los tramos de edad y el nivel 1 no es muy importante, excepto para la población con más edad. Por último, en la población con educación universitaria domina claramente el nivel 3, excepto para la cohorte de 55 años o más donde el nivel 2 es mayoritario. El nivel 1 es muy poco importante, excepto para la cohorte de más edad, mientras que el nivel 4 tiene una representación amplia, especialmente en las cohortes más jóvenes.

Desde un punto de vista formal realizar una valoración de la diferentes cohortes supone transformar la matriz de 75 valores del Cuadro 8.2 en un vector de quince componentes que describe la posición relativa de cada grupo. Esta forma de valorar los grupos toma en cuenta las distribuciones en los distintos niveles de competencia de los individuos, según la cohorte a la que pertenezcan y el grado formativo que hayan alcanzado. La valoración resultante proporciona una medida de la *calidad relativa* del capital humano en el ámbito de la competencia matemática. Para interpretar adecuadamente los resultados que presentamos a continuación conviene recordar que hemos normalizado esta medida de modo que el valor de

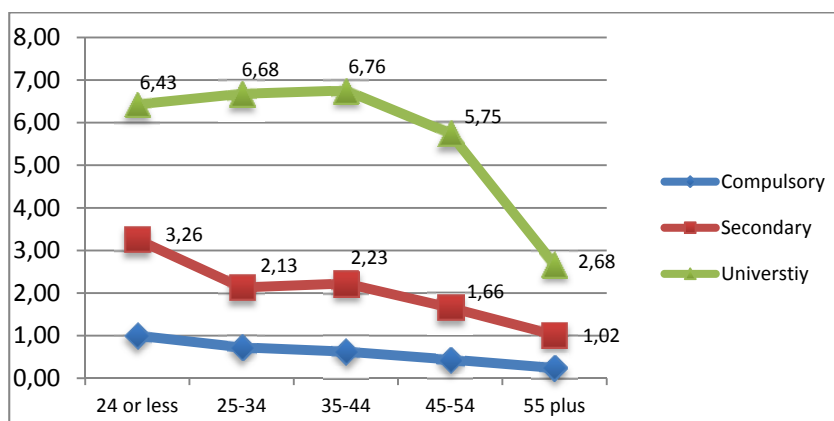


la cohorte más joven con menor grado formativo es igual a la unidad. Por tanto, cada valor se expresa en este tipo de unidades.

El resultado de la **valoración conjunta** de las distintas cohortes según el grado formativo alcanzado (Gráfico 8.1 y Cuadro 8.3) indica que:

- Dentro de cada cohorte el grupo con educación universitaria tiene una valoración muy superior al grupo con educación media, y este último una valoración claramente mayor que la del grupo con estudios obligatorios.
- Los grupos con educación universitaria dominan a todos los demás, excepto el grupo de más edad con respecto a los más jóvenes con educación secundaria.
- La valoración de cada uno de los grados formativos tiende a decrecer con la edad. La diferencia entre la cohorte más joven y la de mayor edad es muy grande, pero el decrecimiento no es uniforme.
  - o La valoración conjunta de los grupos con educación obligatoria presenta una reducción moderada y monótonamente decreciente con la edad.
  - o La valoración conjunta de los grupos con educación secundaria cae de forma sustantiva de la primera a la segunda cohorte para luego recuperarse ligeramente y después caer de forma moderada.
  - o La valoración conjunta de los grupos con formación universitaria presenta un perfil ligeramente creciente para las tres primeras cohortes, para caer perceptiblemente en la cuarta y de forma muy destacada en la última.

Gráfico 8.1. Valoración conjunta de las cohortes por grados formativos



La valoración de las cohortes que se obtiene a través del procedimiento propuesto es muy distinta de la que resultaría de asociar a cada cohorte y grupo formativo el valor medio del test de las pruebas PIACC, en cuanto a las magnitudes de las diferencias. La parte (B) del Cuadro 8.3 ilustra suficientemente esta diferencia (en él hemos normalizado también los valores medios dando valor unitario a la media de la cohorte más joven con menor formación, con objeto de poder efectuar la comparación entre ambas valoraciones).

Cuadro 8.3. Valoración conjunta de las cohortes por grados formativos y valores medios (normalizados) de los test

Educación	Cohortes				
	24 o menos	25-34	35-44	45-54	55-65
<b>(A) Valoración conjunta</b>					
Obligatoria	1.00	0.73	0.62	0.44	0.24
Media	3.26	2.13	2.23	1.66	1.02
Universitaria	6.43	6.68	6.76	5.75	2.68
<b>(B) Valores medios normalizados</b>					
Obligatoria	1.00	0.95	0.95	0.90	0.84
Media	1.12	1.09	1.08	1.06	1.02
Universitaria	1.19	1.19	1.20	1.18	1.11

### Comparación de las cohortes según el grado formativo: evaluación separada por grados formativos y evaluación separada por edades

La valoración conjunta presentada en la sección anterior combina el efecto derivado del envejecimiento de la población (decrecimiento de los niveles de rendimiento en las cohortes de más edad) con el del grado formativo (mayores valores para cada grupo de edad según los años de formación). Las valoraciones separadas que presentamos a continuación tratan de evaluar la importancia de cada uno de estos efectos de forma independiente.

Para realizar la **evaluación separada por grado formativo** de las cohortes (Gráfico 8.2 y Cuadro 8.4), hacemos igual a la unidad el valor de la cohorte más joven para cada grado formativo. Obtenemos así una medida de “el coste de envejecer”, en términos de habilidades cognitivas, dependiendo de la educación alcanzada. Se observa la existencia de un patrón similar en la población con estudios obligatorios y medios. Por una parte, la cohorte más joven tiene una valoración muy superior a las demás. Por otra, se produce una caída muy fuerte en la valoración entre la cohorte más joven y la siguiente. Este efecto se corrige ligeramente en la cohorte tercera para el caso de la educación secundaria, para luego seguir cayendo de forma pronunciada en las cohortes cuarta y quinta en ambos grados formativos.

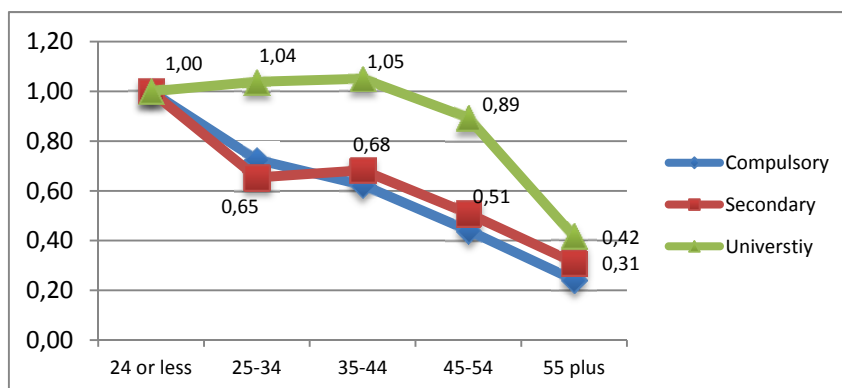
La valoración de las cohortes con educación universitaria presenta un perfil diferente. La valoración resulta creciente para las tres primeras cohortes, baja ligeramente para la cuarta y luego cae bruscamente para la cohorte de más edad. Además, la dispersión de los valores de la población con estudios universitarios es muy inferior a la de los otros grados formativos<sup>7</sup>.

La pérdida de valor del capital humano entre la generación más joven y la de más edad oscila entre un 75 % para la población con estudios obligatorios y un 60 % para la población con estudios universitarios. La diferencia relativamente pequeña de esta depreciación entre la

<sup>7</sup> El coeficiente de variación es de 0,46 para el caso de la educación obligatoria, 0,41 para los estudios medios y 0,29 para los estudios universitarios.

cohortes está en buena medida relacionada con la fuerte caída del valor de la población de más edad con estudios universitarios.

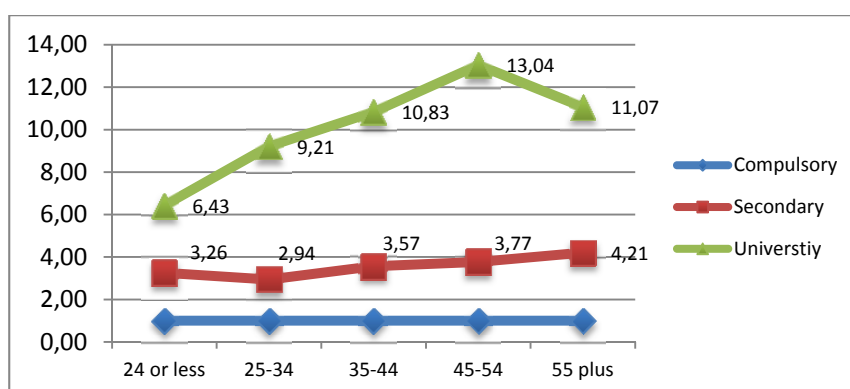
Gráfico 8.2. Valoración separada por grados formativos



Consideremos ahora la valoración separada por edades, con objeto de tener una idea del efecto de la educación sobre cada cohorte. En este caso hacemos igual a la unidad el valor de cada cohorte con estudios obligatorios.

Los datos muestran que alcanzar la educación media se traduce en un valor entre tres y cuatro veces el de la educación obligatoria de cada cohorte, con un impacto creciente conforme avanzan las edades (Gráfico 8.3 y Cuadro 8.4). Esta cifra sube hasta valores comprendidos entre seis veces y media y trece veces para el caso de la educación universitaria, con un comportamiento creciente hasta la cuarta cohorte para luego caer en la última.<sup>8</sup> El gráfico ilustra que el grado educativo alcanzado condiciona sustancialmente las habilidades cognitivas que muestran las distintas generaciones.

Gráfico 8.3. Valoración separada por edades



<sup>8</sup> Los valores de las ratios entre educación universitaria y media, desde la generación más joven a la más mayor, son los siguientes: (1,97); (3,13); (3,04); (3,46); y (2,63).

Cuadro 8.4. Valoración separada de las cohortes por grados formativos y por edades

Educación	Cohortes				
	24 o menos	25-34	35-44	45-54	55-65
<b>(A) Valoración separada por grado formativo</b>					
Obligatoria	1.00	0.73	0.62	0.44	0.24
Media	1.00	0.65	0.68	0.51	0.31
Universitaria	1.00	1.04	1.05	0.89	0.42
<b>(B) Valoración separada por edades</b>					
Obligatoria	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Media	3.26	2.94	3.57	3.77	4.21
Universitaria	6.43	9.21	10.83	13.04	11.07

## DISCUSIÓN

### Introducción

Una de las transformaciones más importantes que ha experimentado nuestro país en las últimas décadas, acompañando el avance del desarrollo económico, ha sido la extensión de los años medios de estudio de la población. Esta extensión deriva de la combinación de tres elementos diferentes pero complementarios. El primero, la expansión de la educación obligatoria hasta los 16 años<sup>9</sup>. Ello significa que la población con “educación obligatoria o menos” tiene una composición distinta entre las generaciones de mayor y menor edad. El Segundo, la extensión de la educación pre-escolar a capas muy amplias de la población. Hay evidencia del papel relevante que la educación temprana tiene en la adquisición de habilidades cognitivas en la edad adulta. El tercero, el avance de la educación no-obligatoria (y, en particular, de la educación universitaria). Se trata de un proceso acumulativo que afecta a la composición por grados formativos de las distintas cohortes, mejorando de forma sustancial la posición relativa de las cohortes más jóvenes con respecto a las de más edad.

Además de las diferencias de composición por grados formativos derivadas de esta expansión de la educación, hay que tener en cuenta que las cohortes que estamos comparando han conocido circunstancias diversas en el desarrollo de su actividad formativa y laboral. Ello supone la presencia de “efectos cohorte” relevantes que afectan a la dinámica de las habilidades cognitivas interactuando con el efecto de la formación y de la depreciación del capital humano que tiende a producirse con la edad.

Hay diferencias importantes en dos ámbitos que afectan a los resultados de las diferentes cohortes y grado formativo. El primero se refiere al sistema educativo y tiene que ver con los cambios en la configuración de los estudios obligatorios, medios y universitarios, cuyos procesos de implantación pueden generar costes relevantes en las generaciones que los sufren y sus resultados no son siempre positivos (v.g. introducción de la LOGSE o adaptación de los

<sup>9</sup> Este cambio se introduce al sustituir la Ley General de Educación por la Ley Orgánica de Ordenación del Sistema Educativo (LOGSE) aprobada en 1990.

estudios universitarios al Espacio Europeo de Educación Superior). El Segundo se refiere al mercado laboral y está relacionado con las diferencias en la probabilidad de empleo estable entre las distintas cohortes como producto del diseño institucional del mercado de trabajo. En el caso español los jóvenes tienen probabilidades mucho menores de estabilidad en el puesto de trabajo, lo que afecta a la tasa de depreciación del capital humano.

La presencia de estos efectos cohorte ayuda a explicar que homogenizar las distintas generaciones por grados formativos o por edades no supone cancelar las diferencias en sus perfiles de rendimiento.

Dada la naturaleza descriptiva del modelo que presentamos, la discusión que sigue no constituye más que una guía para identificar posibles efectos, que deben ser después analizados en su magnitud y relevancia mediante modelos econométricos específicos (véase Robles (2013) para una primera aproximación).

### **Diferencias por grados formativos: el impacto del envejecimiento**

Conforme a las predicciones de la teoría generalmente aceptada y a la evidencia disponible, los datos de este estudio muestran un claro proceso de depreciación de las habilidades cognitivas por efecto del envejecimiento. El hecho de que las generaciones más jóvenes hayan experimentado un aumento en los años de estudios acentúa esta tendencia. Este patrón común, sin embargo, se expresa con perfiles diferenciados según los grados formativos<sup>10</sup>.

Hemos visto que en las cohortes con estudios obligatorios y medios la generación más joven presenta una valoración muy por encima de las demás que se reduce sustancialmente en la segunda cohorte (con una leve corrección en la cohorte tercera para el caso de la educación secundaria, antes de volver a caer en las cohortes cuarta y quinta en ambos grados formativos). La población con estudios universitarios presenta un perfil diferente, con una valoración creciente hasta la tercera cohorte y una importante caída en la última.

Para entender la fuerte caída en la valoración de la segunda cohorte con respecto a la primera, para la población con estudios medios y obligatorios (35 % de reducción en un caso y 27 % en el otro), y el diferente comportamiento de la población con estudios universitarios (aumento de un 4 %), conviene tener en cuenta tres aspectos que operan de forma complementaria. En primer lugar, el número de años que transcurre desde que los individuos dejaron de estudiar hasta el momento en que se realizan las encuestas (peores resultados cuanto más tiempo ha transcurrido). En el caso de la población con formación obligatoria entre los 25 y 34 años este lapso temporal es de un mínimo de nueve años (seis en caso de estudios secundarios), mientras que en el caso de la educación universitaria puede ser de uno o dos años<sup>11</sup>. Hay que tener en cuenta, además, que casi el 60 % de la población con estudios obligatorios y un 65 % de la

---

<sup>10</sup> Conviene no confundir este proceso de depreciación por edades, que nos dan los datos de corte transversal, con el de depreciación intrínseca de una generación con el paso del tiempo. Aunque en ambos tipos de comparación encontramos por lo general patrones similares, los efectos cohorte pueden implicar diferencias sustantivas (véase Desjardins & Warnke (2012) para una discusión).

<sup>11</sup> Esto sería así suponiendo que se finalizan los estudios en el año teórico correspondiente, cosa que no es cierta (un buen número de estudiantes universitarios están acabando sus grados o licenciaturas prácticamente con 25 años).

población con estudios medios de la primera cohorte, en realidad seguía estudiando (lo que tiende a mejorar los resultados obtenidos por la generación más joven con respecto a la siguiente, para los grados formativos obligatorio y medio, por mantener activo el proceso formal de aprendizaje). En segundo lugar, hay un efecto derivado de la situación del mercado laboral que también puede afectar a la fuerte caída de valoración entre la primera y segunda cohortes: las tasas de paro muestran una especial incidencia en la generación más joven desde hace ya algunos años. Por consiguiente, aunque la segunda cohorte presente niveles de desempleo menores que la primera, una buena parte de sus componentes que dejaron de estudiar ha experimentado prolongados periodos de desempleo (véase Cuadro 8.5). Eso hace que la depreciación del capital humano se acelere en estos grupos -la hipótesis del “use it or lose it” de Mincer & Ofek (1982)-. Por último, estos datos también sugieren la existencia de cambios en la calidad de la formación recibida por las distintas cohortes: podría haber operado el llamado “efecto LOGSE”, que tendría más incidencia sobre la población con estudios obligatorios y medios -véase la discusión en Felgueroso et al (2013) y Robles (2013)-<sup>12</sup>.

El efecto negativo del envejecimiento no se aprecia en los individuos con formación universitaria hasta muy tarde (cuarta cohorte). Una parte de la explicación de este comportamiento diferente tiene también que ver con que la segunda cohorte prosigue el proceso de formación universitaria (el 50 % de los jóvenes con 24 años o menos que tenía educación universitaria seguía estudiando). El mercado de trabajo parece reforzar esta mejora formativa en una doble dirección. En primer lugar, porque la tasa de paro, que se reduce conforme aumenta la edad para todos los grados formativos, cae más deprisa en el caso de los trabajadores con formación universitaria. En segundo lugar porque la calidad del empleo también mejora muy rápidamente (la proporción de temporales sobre ocupados se divide por dos, aproximadamente, de una cohorte a la siguiente). Estos efectos podrían resumirse diciendo que los universitarios finalizan su formación más tarde y tienen tasas de desempleo más bajas y mejores condiciones de trabajo, de modo que ese efecto depreciación se vería ralentizado y en parte compensado por su uso.

Pero es posible que detrás de la persistencia de la mejora de resultados haya también otros elementos menos positivos. Por un lado, puede suceder que los datos reflejen el hecho de que hay un mejor ajuste entre formación y empleo en las cohortes tercera y cuarta con formación universitaria (efecto negativo de la sobre-cualificación sobre la preservación de las habilidades formativas en las generaciones más jóvenes). Por último, no se puede excluir la existencia de diferencias de calidad en la formación universitaria, que aparenta ser mejor para las cohortes intermedias que para las cohortes de los extremos (volvemos sobre este último punto más adelante).<sup>13</sup>

---

<sup>12</sup> Este efecto puede estar relacionado con el “coste del ajuste” más que con la variación estructural en la calidad del nuevo sistema frente al antiguo, una vez plenamente implantado.

<sup>13</sup> Cabría considerar si la depreciación de los conocimientos en la población con estudios universitarios tiene una dinámica diferente, que puede estar relacionada con la mayor durabilidad de los conocimientos adquiridos. Este es un tema sujeto a discusión sobre el que los datos no aportan todavía evidencia suficiente (Desjardins & Warnke (2012, p. 47).

Cuadro 8.5. Desempleo y temporalidad por cohortes y grados formativos

Cohortes	Tasa paro	Tasa de paro de larga duración	Ratio empleo temporal/Ocupados
<b>Estudios Obligatorios</b>			
16 a 24 años	59.69	30.12	50.39
25 a 34 años	38.34	18.88	30.85
35 a 44 años	31.36	16.26	23.17
45 a 54 años	28.52	16.34	16.43
55 a 64 años	21.90	14.14	8.61
<b>Estudios Medios</b>			
16 a 24 años	45.28	16.85	55.32
25 a 34 años	24.46	10.57	26.42
35 a 44 años	20.96	9.79	17.00
45 a 54 años	16.02	8.60	10.58
55 a 64 años	14.62	9.79	5.58
<b>Estudios Universitarios</b>			
16 a 24 años	37.78	9.71	75.23
25 a 34 años	17.51	7.17	32.03
35 a 44 años	10.43	5.00	14.02
45 a 54 años	7.36	3.62	6.49
55 a 64 años	6.91	4.00	3.77

Fuente: INE, EPA Primer Trimestre 2012

### Diferencias por edades: el impacto de la educación

Hay una amplia evidencia sobre la importancia de la educación formal en las habilidades cognitivas (Statistics Canada & OECD (2000), (2005), Desjardins (2003), Ijzendoorn et al (2005), Robles (2013)). La valoración separada por edades de la población permite aproximar la relevancia de la educación no obligatoria con respecto a la obligatoria a través de las generaciones.

Los datos ponen de manifiesto tres facetas relevantes en los perfiles generacionales. Primero: se observa un menor valor relativo de la educación universitaria en la generación más joven: 6,4 veces el valor de la educación obligatoria frente a valores entre 9,2 y 13 para las demás cohortes, con un máximo para la cuarta cohorte (lo mismo ocurre con la educación universitaria con relación a la educación media, como se deduce de los datos en la nota a pie de página nº 8). Segundo: el valor de la educación media en la cohorte segunda difiere del patrón del resto de las cohortes, al descender por debajo del valor de la tercera para luego seguir creciendo. Tercero: el valor relativo de la educación universitaria con respecto a la obligatoria cae apreciablemente en la generación de más edad con respecto a la cohorte anterior (una caída que también en este caso ocurre cuando comparamos el valor de la educación universitaria con respecto al de la educación media).

Los factores que pueden explicar estas diferencias son los ya apuntados anteriormente con relación a la diversidad de perfiles de depreciación por grados formativos. Por una parte, hay

que tener en cuenta que los resultados de la población con estudios obligatorios entre los más jóvenes no es equiparable con las otras cohortes debido a que esta primera generación incluye entre los individuos con estudios obligatorios muchos que terminarán teniendo estudios universitarios y, por tanto, tienen presumiblemente una capacitación que va mucho más allá de la educación obligatoria. Por otra parte, hay indicios de que la calidad de la educación universitaria en los más jóvenes puede haberse reducido con respecto a la de las generaciones previas. Esta caída de la calidad podría estar en parte relacionada con la reducción de cinco a cuatro años en las carreras tradicionales (un fenómeno ya experimentado por la cohorte anterior con estudios universitarios) y con lo que podemos llamar el “efecto Bolonia” (parece que el modelo pedagógico que ha sustentado la versión española de la adaptación a Bolonia, enormemente rígido y burocrático, está teniendo resultados negativos sobre la formación de los jóvenes universitarios)<sup>14</sup>.

La generación entre 25 y 35 años es la que ha experimentado el cambio educativo asociado a la LOGSE, que comienza a implantarse a partir de 1991 hasta completarse en 2002. Los resultados de esta cohorte para los grados formativos, obligatorio y medio, pueden estar reflejando el coste del ajuste de la reforma. Este efecto parece no haber alcanzado a quienes obtuvieron la titulación universitaria.

Finalmente, el valor relativo de la educación universitaria baja perceptiblemente en la última generación, contrariamente a lo que ocurre con el valor de la educación media. Observamos así que la mayor relevancia de tener estudios universitarios en esa cohorte no compensa la depreciación de los conocimientos por la edad (aun cuando el valor de los estudios universitarios para esta última cohorte estaría aún por encima de la de la tercera). Hay aquí también indicios de que la calidad de los estudios universitarios de esa generación esté por debajo de las anteriores<sup>15</sup>.

## Estructura formativa y valoración global de las cohortes

Los resultados anteriores están basados en el análisis de la distribución por niveles de competencia de la población de cada cohorte y grado formativo. Consideramos ahora cómo es la estructura formativa de las diferentes cohortes, es decir, las proporciones de cada cohorte en los distintos grados formativos. Esta información ilustra claramente la evolución de la formación de la población española que se aprecia en el conjunto de generaciones presentes en la actualidad. El Cuadro 8.6 describe esta situación.

---

<sup>14</sup> Hay que tener en cuenta que la población de menos de 24 años que ha alcanzado la titulación universitaria está muy próxima a haber terminado sus estudios en el tiempo teórico requerido (de modo que habrá una fracción importante de los mejores estudiantes universitarios de su generación en esta cohorte). Además, también en este caso encontramos que la mitad de los jóvenes con estudios universitarios continuaba estudiando cuando se realizaron las pruebas, lo que también redundaría en una valoración más alta.

<sup>15</sup> No es fácil precisar los elementos que hay detrás de la menor valoración de los estudios universitarios que se percibe en las cohortes de más edad. Hay toda una serie de cambios económicos y sociales que parecen beneficiar el proceso formativo de las generaciones más jóvenes. Desde la normalización de la vida universitaria, que vivió tiempos muy convulsos por el contexto socio-político tan particular de los años 70, hasta la introducción de incentivos a la investigación que ha supuesto una mejora del profesorado, pasando por la puesta en marcha de un nuevo marco normativo (la Ley de Reforma Universitaria) en 1983.

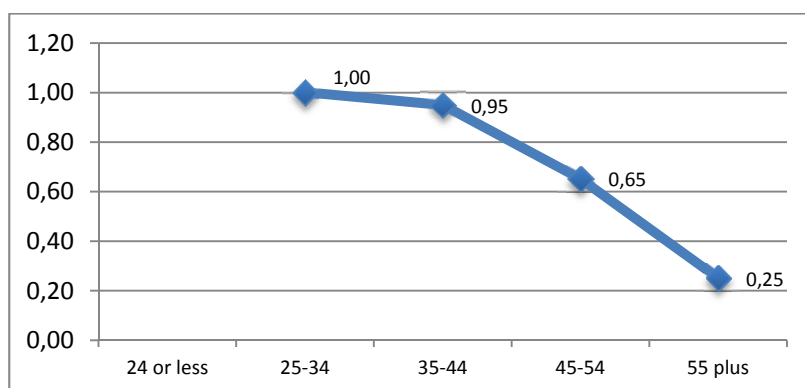


Cuadro 8.6. Distribución porcentual de la población por grados formativos y cohortes

Cohortes	Estudios		
	Obligatorios	Medios	Universitarios
24 o menos	52.03	41.10	6.87
25-34	34.07	36.87	29.06
35-44	39.54	33.36	27.10
45-54	49.81	28.58	21.62
55 o más	63.96	22.66	13.38

Estos datos muestran el avance experimentado por los estudios no obligatorios en los últimos años, que llegan al 66 % de la población adulta en la segunda cohorte, frente a un 36 % en la cohorte de más edad<sup>16</sup>. Si combinamos estos datos con los relativos a la valoración de las cohortes por grados formativos (Cuadro 8.3) podemos obtener una **valoración global de las cohortes**. Para ello asociamos a cada cohorte la media ponderada de las valoraciones obtenidas para cada grado formativo, usando como ponderadores la fracción de la población de esa cohorte en dichos grados. Los resultados de este ejercicio se describen a continuación (Gráfico 8.4) tomando como unidad el valor de la segunda cohorte y dejando fuera de la comparación la primera, por las razones indicadas.

Gráfico 8.4.- Valoración global de las cohortes



El gráfico muestra un perfil claramente decreciente con la edad. El valor de la generación cuarta es del orden del 68 % del de la tercera y el de la quinta no llega al 40 % del de la cuarta. La fuerte caída en la valoración de las cohortes cuarta y quinta deriva de la combinación del menor valor de las cohortes de más edad para cada nivel formativo, con la menor proporción de población con educación superior en estas cohortes.

<sup>16</sup> La distribución de los grados formativos para la generación más joven merece un comentario, a la vista de los valores de población con estudios universitarios y con estudios obligatorios. La baja proporción de población con estudios universitarios traduce el hecho de que en la población comprendida entre los 16 y los 24 años, hay solamente una pequeña fracción que, por motivos de edad, pueden haber concluido sus estudios universitarios. En realidad más de la mitad de los individuos en esta cohorte seguían estudiando cuando se realizaron las pruebas (60 % entre quienes tienen educación obligatoria, 65 % de los que tienen educación media y 50 % de los que tienen educación universitaria). Por consiguiente, que las cifras relativas a la distribución de grados formativos en esta cohorte son muy engañosas.

## CONCLUSIONES

En este trabajo hemos realizado una evaluación de las habilidades cognitivas de las diferentes generaciones, usando la información sobre las distribuciones de cada grupo en los cinco niveles de competencia definidos en el PIAAC. La valoración de cada grupo se asocia a la probabilidad de que al elegir aleatoriamente un miembro de dicho grupo tenga un nivel de competencia superior a cualquier otro elegido aleatoriamente de los demás grupos. Es interesante subrayar que nuestra valoración discrimina mucho más entre los grupos de lo que lo hacen las puntuaciones medias de los test.

Los resultados obtenidos indican claramente que la educación formal es el determinante básico del valor relativo del capital humano de las diferentes cohortes. Esta conclusión está en línea con los resultados de otros estudios, en particular el análisis de Desjardins (2003) sobre comprensión lectora de los adultos: la educación resulta la variable clave en la explicación de esta competencia, por encima del papel jugado por el entorno familiar o la experiencia en el puesto de trabajo.

La depreciación de las habilidades cognitivas por efecto de la edad es otro de los aspectos relevantes de los resultados obtenidos, con diferencias apreciables tanto en términos de niveles como de tasas de variación para los diversos grados educativos. Esta depreciación se traduce en una reducción de las proporciones de población en los niveles de competencia más altos y un aumento de la población en los niveles más bajos. Una de las variables que parece más directamente relacionada con el ritmo de depreciación experimentado por las diversas generaciones es el número de años transcurridos desde que se dejó de estudiar hasta el momento de realizar las pruebas del PIAAC. Esto reflejaría el efecto del retardo en la depreciación debido a la acumulación de las llamadas *habilidades cognitivas cristalizadas*.

La situación laboral es un elemento que también parece jugar un papel en el ritmo de depreciación de las habilidades cognitivas. El desempleo prolongado o la inestabilidad laboral no sólo afectan a la renta y el bienestar de las familias sino que descapitalizan a los individuos, de modo que una parte de la inversión realizada en educación se pierde rápidamente debido a esta circunstancia.

Este ejercicio valorativo también sugiere que los cambios en la estructura educativa tienen consecuencias importantes sobre el rendimiento futuro de las generaciones que los sufren. Tanto la introducción de la LOGSE como la peculiar adaptación al espacio europeo de educación superior realizado en nuestro país parecen haber tenido resultados negativos en las habilidades cognitivas de las generaciones que han experimentado el cambio. Los cambios en el conjunto del sistema universitario introducidos en los años 80, sin embargo, parecen haber tenido una influencia positiva.

Por último, los resultados de nuestro estudio sugieren que debemos ser prudentes a la hora de interpretar el mensaje que dice que nuestros jóvenes de hoy constituyen la generación mejor preparada de la historia. Si bien el Gráfico 8.4 parece apoyar esa conclusión, hay que tener presente que esa mayor valoración global de los jóvenes entre 25 y 34 años tiene mucho más

que ver con el porcentaje de población con educación superior que con el valor diferencial de sus habilidades cognitivas cuando se les compara con sus pares. Las valoraciones separadas por grado formativo y por edades así lo indican.

De este análisis se deduce que los procesos de aprendizaje continuado y una adecuada integración en el mercado laboral pueden ser útiles en el mantenimiento del stock de capital humano por su efecto en retardar la depreciación asociada al envejecimiento. Los buenos resultados de la primera cohorte con respecto a la segunda, para los niveles de estudio medios y obligatorios, en parte relacionados con el hecho de que muchos de estos individuos seguían estudiando, por una parte, y la dinámica diferente de la población con estudios universitarios, por otra, refuerzan esta idea. Los altos niveles de desempleo actuales, centrados especialmente en los jóvenes (con el deterioro que suponen de las habilidades cognitivas alcanzadas), el proceso de envejecimiento progresivo de la población, la dinámica extremadamente rápida de los cambios tecnológicos y el retraso en la edad de jubilación, hacen especialmente relevante abrir vías eficaces de actualización y mejora educativa. En palabras del Secretario General de la OCDE: “La solución más prometedora a estos desafíos consiste en invertir de forma eficaz en el desarrollo de habilidades a lo largo del ciclo vital; desde la más temprana infancia, a través de la educación obligatoria, y durante toda la vida laboral” -OECD (2012, p.3)-.

## REFERENCIAS

Acemoglu, D. & Robinson, J. (2012), *Why Nations Fail. The Origin of Power, Prosperity and Poverty*, Crown Publishing Group, New York.

De Grip, A., Bosma, H., Willems, D., & Van Boxtel, M. (2008), Job-worker mismatch and cognitive decline, *Oxford Economics Papers*, 60 : 237-253.

Desjardins, R. (2003), Determinants of literacy proficiency: a life-long learning perspective, *International Journal of Educational Research*, 39 : 205-245.

Desjardins, R. & Warnke, A.J. (2012), Ageing and skills: a review and analysis of skill gain and skill loss over the life span and over time, OECD working paper nº 72.

Felgueroso, F., Gutiérrez-Domènech, M. & Jiménez-Martín, S. (2013), Dropout Trends and Educational Reforms: The Role of the LOGSE in Spain, Fedea working paper 2013-04.

Herrero, C. & Villar, A. (2012), Group performance with categorical data, mimeo.

Jzendoorn van, M.H., Juffer, F., & Poelhius, C.W.K. (2005). Adoption and cognitive development: a meta-analytic comparison of adopted and nonadopted children's IQ and school performance, *Psychological Bulletin*, 131 : 301-316.

Laslier, J. (1997), *Tournament solutions and majority voting*, Springer, Berlin, Heidelberg, New York.

Lieberson, S. (1976) Rank-sum comparisons between groups, *Sociological Methodology*, 7, 276-291.

Mincer, J., & Ofek, H. (1982). Interrupted work careers: Depreciation and restoration of human capital, *Journal of Human Resources*, vol. 17, no. 1, pp. 3-24.

OECD (2012), *Better Skills, Better Jobs, Better Lives: A Strategic Approach to Skills Policies*, OECD Publishing. <http://dx.doi.org/10.1787/9789264177338-en>

Palacios-Huerta, I. & Volij, O (2004), The Measurement of Intellectual Influence, *Econometrica*, 72: 963-977.

Pazy, A. (2004), Updating in response to the experience of lacking knowledge, *Journal of Applied Psychology*, 53: 436-452.

Reardon, S. F. & Firebaugh, G. (2002), Measures of Multi-Group Segregation, *Sociological Methodology*, 32: 33-76.

Robles, J.A. (2013), Diferencias entre cohortes en España: El papel de la Ley Orgánica de Ordenación General del Sistema Educativo y un análisis de la depreciación del capital humano.

Schaie, K.W. (1996). Intellectual development in adulthood. En Birren, J.E. and Schaie, K. W. (eds), *Handbook of the Psychology of Ageing*, 4th edition (pp. 3-23). San Diego: Academic Press.

Schaie, K.W. (2009). "When does age-related cognitive decline begin?" Salthouse again reifies the "cross-sectional fallacy", *Neurobiology of Ageing*, vol. 30, no. 4, pp. 528-533.

Staff, R. T., Murray, A. D., Deary, I. J., & Whalley, L. J. (2004), What provides cerebral reserve?, *Brain*, 127 : 1191-1199.

Statistics Canada & OECD (2000). *Literacy in the Information Age: Final Report of the International Adult Literacy Survey*. Paris and Ottawa: Statistics Canada and OECD.

Statistics Canada & OECD (2005). *Learning a Living: First Results of the Adult Literacy and Life Skills Survey*. Ottawa and Paris.

# Conclusiones

## CONCLUSIONES

El estudio de la OCDE para la evaluación internacional de las competencias de los adultos, PIAAC, y las investigaciones que se contienen en este análisis secundario proporcionan una información valiosa para el análisis de diferentes aspectos económicos. Este volumen tiene como último objetivo arrojar luz para la mejora de la formación de los adultos y el desarrollo de sus habilidades y destrezas a lo largo del ciclo vital. En España, es especialmente relevante el tema sujeto a análisis, pues los resultados de los adultos de nuestro país son significativamente inferiores, tanto en comprensión lectora como en matemáticas, a los del resto de los países participantes (excepto Italia) y a la media de los países participantes de la OCDE y de la UE, con las repercusiones que se arrastran en términos de productividad y de capacidad de innovación en los entornos laborales, además de incidir en otras variables del ámbito personal y social.

Es de justicia poner en valor las reflexiones y análisis desarrolladas en este escrito dada la profundidad y la calidad de los estudios empíricos de este volumen, realizados por investigadores punteros, de reconocido prestigio, caracterizados por un bagaje de excelencia, con filiación en universidades de renombre y en instituciones de referencia.

A partir de la información expuesta en los diferentes estudios empíricos incluidos en este documento se pueden identificar una serie de aspectos, como el papel del sistema educativo, la depreciación del capital humano por la edad, la importancia de la formación inicial y continua y la influencia de la experiencia laboral, entre otros.

### NIVEL EDUCATIVO, OCUPACIÓN Y DESTREZAS Y HABILIDADES

Los resultados de PIAAC por niveles educativos indican que existe una clara asociación positiva entre el máximo nivel educativo completado por el individuo y los resultados obtenidos en comprensión lectora y competencia matemática.

Los niveles promedio de competencia en comprensión lectora y matemáticas de los ocupados españoles son medios-bajos (el valor medio se sitúa en el nivel 2). Entre los universitarios más del 50% se sitúan en el nivel 3 o superior (más de 275 puntos). En el extremo opuesto se encuentran los individuos con estudios primarios, de los cuales el 50% no supera el nivel 1 (225 puntos).

Los profesores de la Universidad de Valencia, miembros del Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (Ivie), Francisco Pérez García y Laura Hernández Lahiguera, describen el nivel de competencia de los individuos ocupados. En su análisis, muestran un gran contraste entre el menor nivel de competencias de los empresarios y el mayor nivel de los empleados públicos y los directivos. Estas diferencias se explican por la formación académica de las distintas categorías de ocupados, con un porcentaje mayoritario de titulados superiores (universitarios y ciclos formativos de grado superior) en los empleados públicos (64,8%) y directivos (54,5%). Por el contrario, solo el 34% de los empresarios alcanza este nivel de estudios.

El profesor Julio Carabaña, de la Universidad Complutense de Madrid, atendiendo a los datos del estudio PIAAC, determina que los años de estudio en la etapa de educación primaria son especialmente importantes para la competencia en comprensión lectora y tienen un impacto mucho mayor en los resultados que los años de estudio en las etapas educativas postobligatorias. Este autor indica que las puntuaciones en comprensión lectora mejoran con la edad y la experiencia, pero no con el efecto de la escuela a partir de los 16 años.

## FORMACIÓN, ENTORNO LABORAL Y COMPETENCIAS

Los profesores del departamento de Economía de la Universidad Carlos III, Antonio Cabrales, Juan J. Dolado y Ricardo Mora advierten que los trabajadores temporales españoles reciben menos formación por parte de la empresa que aquellos con un contrato indefinido, lo que implica menores competencias para los primeros. Las empresas tienen escasos incentivos a invertir en mejorar la formación de sus trabajadores temporales, al tiempo que estos últimos tampoco disponen de los incentivos necesarios para incrementar su rendimiento vía la mejora de sus capacidades productivas.

Cabrales, Dolado y Mora señalan una relación negativa entre precariedad laboral y formación dentro de la empresa y atisban una relación positiva entre las actividades de formación y las capacidades cognitivas de los trabajadores. Indican que: “En la medida en que una mejora en los niveles educativos de la población española es condición *sine qua non* para aumentar el bienestar en el futuro a través de ganancias de competitividad basadas en el avance tecnológico en sectores con mayor valor añadido que los que han sido preponderantes en el pasado, solucionar definitivamente la excesiva segmentación del mercado laboral parece una medida imprescindible”.



Juan Francisco Jimeno, Aitor Lacuesta y Ernesto Villanueva, de la división de investigación del Banco de España, sugieren que: “La experiencia laboral está asociada a un aumento de las habilidades cognitivas, especialmente por lo que respecta a los resultados del test numérico, en los momentos iniciales de la vida laboral (entre las cohortes más jóvenes), y en el caso de los trabajadores de nivel educativo bajo”.

Jimeno, Lacuesta y Villanueva determinan que la experiencia laboral está asociada a un incremento de salario que es mayor para los trabajadores que han completado estudios universitarios que para los de nivel educativo bajo, así como que el tipo de tareas realizadas en el puesto de trabajo y el grado de permanencia en el mismo contribuyen a explicar tales diferencias. Entre los individuos con educación básica, los que realizan tareas matemáticas en su trabajo obtienen en las pruebas de matemáticas aproximadamente 10 puntos más, respecto a aquellos que no las realizan. Para los individuos que han completado estudios universitarios el impacto de las tareas avanzadas alcanza los 20 puntos.

Los autores destacan un elemento a tener en cuenta: “El que determinadas tareas contribuyan a aumentar las habilidades cognitivas y otras no deben informar sobre la orientación de la formación laboral. El hecho de que la estabilidad laboral sea importante a la hora de favorecer el aprendizaje en el puesto de trabajo, especialmente entre los trabajadores de mayor nivel educativo, es un elemento más a tener en cuenta en la solución de la excesiva rotación laboral que caracteriza al mercado de trabajo español”.

Los profesores de la Universidad de Valencia, miembros del Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (Ivie), Francisco Pérez García y Laura Hernández Lahiguera, constatan la existencia de entornos productivos (sectores, empresas), más favorables al capital humano y la existencia de niveles competenciales mayores entre los ocupados en los mismos. Hay cinco sectores en los que los valores medios superan los 275 puntos y se sitúan en el nivel 3 del índice: informática y comunicaciones, actividades financieras y de seguros, actividades científicas, profesionales y técnicas, educación e industrias extractivas. En cuanto al papel del tamaño de las empresas, los mayores niveles competenciales de los trabajadores de las empresas más grandes se derivan de los superiores niveles educativos de los mismos (sus criterios de selección de recursos humanos ofrecen como resultado una mayor proporción de trabajadores con mayores niveles de estudios).

El profesor de la Universidad Pablo de Olavide, Antonio Villar, determina que los procesos de aprendizaje continuado y una adecuada integración en el mercado laboral pueden ser útiles en el mantenimiento del stock de capital humano por su efecto en retardar la depreciación asociada al envejecimiento. La población con estudios universitarios presenta un perfil de depreciación mucho menos intenso que los demás, que comienza mucho más tarde. Esto reflejaría el efecto de retardo en la depreciación debido a la acumulación de la llamadas “habilidades cognitivas cristalizadas”.

Villar señala que: “Los altos niveles de desempleo actuales, centrados especialmente en los jóvenes (con el deterioro que suponen de las habilidades cognitivas alcanzadas), el proceso de envejecimiento progresivo de la población, la dinámica extremadamente rápida de los cambios tecnológicos y el retraso en la edad de jubilación, hacen especialmente relevante abrir vías eficaces de actualización y mejora educativa”.

El profesor José Antonio Robles, de la Universidad Pablo de Olavide, deduce que las habilidades cognitivas parecen desarrollarse de forma más prolongada para aquellos individuos que trabajan y aquellos que usan el cálculo y la lectura en el lugar de trabajo o en el hogar. Por tanto, las experiencias vitales afectan al ritmo de depreciación del capital humano. No obstante, la eventual depreciación del capital humano para los grupos de mayor edad parece un fenómeno general que se produce independientemente de las experiencias vitales que el individuo desarrolla. El autor detecta en el análisis de los datos una tendencia negativa a partir del comienzo de la implantación de la LOGSE para la competencia en matemáticas, no afectando a la lectura.

## **IMPORTANCIA DE LA CALIDAD DEL SISTEMA EDUCATIVO Y SU RELACIÓN CON EL TRABAJO**

Los profesores de la Universidad de Valencia, miembros del Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (Ivie), Laura Hernández Lahiguera y Lorenzo Serrano Martínez, subrayan que: “El mero aumento cuantitativo del sistema educativo y su expansión, abarcando a partes cada vez más amplias de la población, ofrecerá resultados menos satisfactorios para los estudiantes y el conjunto de la sociedad si no va acompañado por un esfuerzo decidido en la mejora de la calidad”. Políticas que impulsen un mejor funcionamiento del sistema educativo, con mejores resultados en términos de los conocimientos y competencias conseguidos por los estudiantes, pueden tener efectos positivos apreciables sobre las tasas de actividad y desempleo, así como sobre la productividad del trabajo y, en definitiva, sobre la renta per cápita y los niveles de vida de la población.

Hernández y Serrano indican la existencia de una clara correlación entre el nivel de salario declarado por los individuos participantes y los resultados obtenidos en comprensión lectora y matemáticas, especialmente en los niveles salariales más elevados. Los conocimientos son un determinante muy relevante para el desempeño laboral, y para los salarios, especialmente las competencias matemáticas, que parecen ser las más decisivas de cara a impulsar la productividad del trabajador.

El profesor de la Universidad de La Laguna, José Saturnino Martínez, estudia el caso de la sobrecualificación, especialmente en los titulados universitarios, señalando que la desigualdad de oportunidades está en la relación entre origen social y rendimiento educativo, no tanto en la relación entre origen social y mercado de trabajo (el mercado de trabajo discrimina por nivel

de estudios, no por origen social). Este autor indica que la mejora de la igualdad de oportunidades tendría mayor efecto a través de políticas educativas que laborales.

En definitiva, la lectura y difusión de estos estudios puede ayudar en la toma de decisiones de política educativa y de empleo. La lectura de estos estudios contribuye a hacer hincapié en la importancia de la formación del capital humano a lo largo de la vida pues se expone de forma rigurosa su incidencia en variables clave de desarrollo de un país, como la productividad, la capacidad tecnológica, la innovación y el desarrollo, la competitividad y el desarrollo económico.

# Autores

## **AUTORES**

*(Por orden alfabético)*

***Antonio Cabrales Goitia***

Universidad Carlos III de Madrid

***Julio Carabaña Morales***

Universidad Complutense de Madrid

***Juan José Dolado Llobregat***

Universidad Carlos III de Madrid

***Laura Hernández Lahiguera***

Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (Ivie)

***Juan Francisco Jimeno Serrano***

Banco de España

***Aitor Lacuesta Gabarain***

Banco de España

***José Saturnino Martínez García***

Universidad de La Laguna

***Ricardo Mora Villarrubia***

Universidad Carlos III de Madrid

***Francisco Pérez García***

Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (Ivie)

***José Antonio Robles Zurita***

Universidad Pablo de Olavide

***Lorenzo Serrano Martínez***

Instituto Valenciano de Investigaciones Económicas (Ivie) y Universidad de Valencia

***Ernesto Villanueva***

Banco de España

***Antonio Villar Notario***

Universidad Pablo de Olavide



LA  
D