

NIVEL SOCIOECONÓMICO, TIPO DE ESCUELA Y RESULTADOS EDUCATIVOS EN ESPAÑA: EL CASO DE TIMSS PIRLS 2011

José García Montalvo

Universitat Pompeu Fabra

INTRODUCCIÓN

El análisis de los factores determinantes de los resultados académicos de los escolares es uno de los temas más importantes para comenzar a pensar en reformas educativas. La economía ha mostrado desde hace muchos años la relación existente entre crecimiento económico y nivel educativo de los trabajadores desde un punto de vista cuantitativo. En los países más desarrollados los trabajadores tienen niveles de formación superiores a los países menos desarrollados. Aunque la dirección de causalidad puede ser difícil de identificar algunos estudios son bastante claros al mostrar que la educación es un antecedente del crecimiento. En la última década la investigación económica se ha movido de la medida de la cantidad de educación, y su efecto sobre el crecimiento, a la medición de la calidad de la educación. La medida de la calidad de la educación es controvertida pero, por lo general, las medidas basadas en inputs (gasto en educación en porcentaje del PIB, gasto por estudiante, etc.) proporcionan resultados ambiguos mientras que los resultados, a partir de la utilización de pruebas de conocimientos estandarizadas, como medida del output del proceso de producción educativa, son contundentes. Hanushek y Woessmann (2008, 2010) miden las habilidades cognitivas combinando la información de pruebas internacionales durante los últimos 45 años para conseguir una medida de la habilidad para cada país, que puede ser utilizada para indexar la capacidad relativa de los individuos en el mercado de trabajo. Entre 1964 y 2003 tuvieron lugar 12 pruebas internacionales diferentes de matemáticas, ciencias y lectura administradas en un grupo de países que decidían participar voluntariamente. Esto implica 36 posibles combinaciones de pruebas basadas en el año, grupo de edad y tipo de test. Estos autores centran el análisis en pruebas de matemáticas y ciencias (las mayoritarias) que están muy correlacionadas con los resultados de las pruebas de lectura. El objetivo es construir una medida consistente nacional para comparar la capacidad relativa entre países.¹ Hanushek y Woessmann (2008, 2010) han desarrollado un programa de investigación basado en la idea de que es la calidad de los resultados educativos, y no la extensión de la escolarización, lo que realmente importa. Hanushek y Woessmann (2010) concluyen que un aumento de 25 puntos en PISA (equivalente a $\frac{1}{4}$ de desviación estándar) implicaría un incremento de 115 billones de

¹ Los detalles de la construcción de esta variable aparecen en el anexo A de Hanushek y Woessmann (2010).

dólares ajustados por la Paridad de Poder Adquisitivo (PPA) en términos de valor futuro descontado hasta 2090.

El objetivo del este trabajo es analizar los resultados del estudio TIMSS-PIRLS 2011 para España con especial énfasis en el efecto del nivel socioeconómico y de la titularidad del centro (público o privado). En el contexto internacional la mayoría de los estudios recientes sobre TIMSS analizan la evolución temporal de los resultados en un país concreto, o un conjunto de países, así como su descomposición en función de factores como el nivel de desigualdad. Sahn y Yonger (2007) utilizan los datos de TIMSS de 1999 y 2003 y concluyen que más del 50% de la desigualdad educativa se corresponde con desigualdad dentro de los países. Para la descomposición utilizan el índice generalizado de entropía. Sakellariou (2012) descompone el incremento de las puntuaciones de TIMSS en Ghana entre 2003 y 2007. El estudio concluye que la mejora fue heterogénea: en matemáticas la mejora se debió más a estudiantes que ya tenían buenas puntuaciones. Por el contrario, en ciencias el incremento se produjo por el efecto de los estudiantes en la parte baja de la distribución. La mayor parte del aumento, tanto en ciencias como en matemáticas, se debe a cambios en los coeficientes. Por desgracia en el caso de Ghana los datos no permiten distinguir entre escuelas públicas y privadas aunque existe la fundada sospecha de que el gran incremento en escuelas privadas tiene influencia en la mejora de las puntuaciones. Por último, la diferencia de puntuación por tamaño de la población (grandes ciudades frente a pueblos) en el tiempo coincide con el estrechamiento de la distribución de los estudiantes con menores puntuaciones y la ampliación en el caso de los mejores².

En el caso español el análisis temporal no es posible dado que los estudiantes españoles solo participaron en el TIMSS de 1995 con anterioridad a 2011 y, por algún motivo, estos datos no han sido explotados para realizar estudios ni siquiera por el mismo equipo de TIMSS lo que pone en cuestión la representatividad y/o la calidad de los datos. Por este motivo, y aunque sería sin duda muy interesante analizar la evolución temporal, la descomposición de la desigualdad en el tiempo, etc. no parece posible seguir esta vía de investigación.

Sin embargo los datos de 2011 tienen un aspecto positivo: el ciclo de frecuencia de TIMSS y PIRLS coincide con lo que se puede contar con los resultados de tres materias diferentes para los mismos estudiantes. Esta estructura de datos permite analizar los factores determinantes de los resultados en cada materia utilizando datos de un corte transversal. Por ejemplo, el estudio sobre Ghana muestra el interés de este tipo de comparaciones en el tiempo. Las cuestiones que se plantean este estudio tienen su origen en las diferencias de resultados en las tres materias. ¿Es la proporción de varianza explicada entre colegios similar para las tres materias? ¿Tiene el estatus socioeconómico el mismo efecto en las diferencias entre estudiantes en las tres materias? ¿Y en la desigualdad dentro de cada escuela? ¿Es relevante en las diferencias entre los resultados de las materias la dicotomía escuela pública / escuela

² Wu (2010) presenta un trabajo muy interesante donde se comparan las similitudes y diferencias de TIMSS y PISA, lo que permite utilizar mejor las diferentes pruebas existentes para analizar el impacto de la calidad de la educación sobre el crecimiento económico después de homogeneizar las pruebas disponibles.

privada una vez se considera el estatus socioeconómico de la familia? Para contestar a este tipo de preguntas se propone la utilización de HLM o “hierarchical linear models” como la metodología de referencia.

ANÁLISIS DE DATOS

Este apartado presenta el análisis de los datos del proyecto TIMSS-PIRLS 2011 para el caso español. En primer lugar se describe el diseño muestral del proyecto para pasar a realizar un análisis descriptivo con posterioridad.

Diseño muestral

Para realizar el análisis de los datos españoles del estudio TIMSS-PIRLS de 2011 es preciso conocer las características técnicas del muestreo. Los estudios internacionales TIMSS y PIRLS tienen un diseño basado en un muestreo bi-etápico estratificado. En la primera etapa las escuelas son muestreadas con una probabilidad proporcional a su tamaño, de la lista de todas las escuelas en la población que contienen alumnos elegibles. En una segunda etapa se seleccionan una o más clases enteras de las escuelas elegidas en la primera etapa. Las clases de un tamaño inferior a un mínimo se agrupan en pseudo-clases dentro de cada colegio. En general en el último TIMSS la mayoría de los países definieron como la población de alumnos elegible la de cuarto curso (para TIMSS y PIRLS) y la de octavo (solo para PIRLS). En España solo participaron alumnos de cuarto curso.

Por tanto el procedimiento básico es sistemático con dos etapas que utilizan la técnica de la elección basada en la probabilidad proporcional al tamaño. Los colegios son elegidos inicialmente y luego se seleccionan las clases dentro de la muestra de colegios participantes. Los colegios se estratifican para mejorar la eficiencia del diseño muestral. La estratificación se realiza de dos formas: explícita e implícita. La estratificación explícita crea marcos muestrales menores a partir de los cuales realizar el muestreo. En TIMSS esta estratificación se utiliza si se quiere sobre-representar un determinado grupo de población de interés. La estratificación implícita solo requiere que las escuelas sean ordenadas en función de la variable que define dicha estratificación antes de realizar el muestreo y puede estar anidada en la estratificación explícita. El proyecto TIMSS permite a cada país seleccionar las variables que considera más adecuadas tanto para la estratificación explícita, como para la implícita. En el caso español en 2011 se utilizó como variables para la estratificación explícita las comunidades autónomas y para la implícita se usaron dos estratos: escuela pública y escuela privada. En la comunidad andaluza, que aparece como un estudio independiente en la relación de países/regiones

participantes en TIMSS-PIRLS 2011, también se utilizó la diferencia público-privada para definir la estratificación implícita³.

La precisión de los estimadores de los resultados de los alumnos. Para cumplir con los estándares de precisión muestral de TIMSS y PIRLS las muestras nacionales debían tener un error estándar no superior a 0.035 desviaciones estándar para el resultado de la media nacional. Los estimadores muestrales de cualquier porcentaje estimado a nivel de estudiantes (por ejemplo características familiares, etc.) no debería superar el intervalo de confianza de $\pm 3.5\%$. Para la mayoría de los países esto significaba realizar una muestra de 150 colegios y unos 4000 estudiantes en cada nivel (cuarto y octavo). En el caso español se muestrearon efectivamente 150 colegios y 4183 estudiantes (TIMSS). En el caso del PIRLS el número de alumnos ascendió a 8580, básicamente por el interés de Andalucía y Canarias por contar con una muestra reforzada para obtener resultados con mayor precisión estadística a nivel de dichas comunidades autónomas.

Evidentemente este diseño y la posibilidad de tener muestras reforzadas, hace muy importante la cuestión de los pesos muestrales. Existen tres tipos de componentes en el peso total que se asigna a cada estudiante. Ese peso total se obtiene por el producto de los pesos del colegio, la clase dentro del colegio, y el estudiante (dentro de la clase). Cada uno de esos componentes está ajustado por la no participación. De esta forma el peso muestral total de un estudiante, definido como TOTWGT en la base de datos, es el resultado del producto del peso teórico de cada componente (colegio, clase y estudiante) multiplicado por un coeficiente corrector que ajusta por la no participación de escuelas, clases y estudiantes.

$$\text{TOTWGT} = \text{WGTFAC1} * \text{WGTADJ1} * \text{WGTFAC2} * \text{WGTADJ2} * \text{WGTFAC3} * \text{WGTADJ3}$$

Donde WGTFAC1 es el peso de la escuela; WGTADJ1 es el ajuste por no participación de la escuela; WGTFAC2 es el peso teórico de la clase; WGTADJ2 es el factor de corrección por no participación de una clase; WGTFAC3 es el peso teórico del estudiante; y WGTADJ3 es el ajuste por no participación⁴.

Descripción de los datos: aspectos básicos

El trabajo estadístico con los datos de TIMSS y PIRLS debe tener en cuenta la forma en la que las puntuaciones de las tres pruebas se construyen. Los valores que aparecen como resultado de las pruebas son “plausible values”, PV. En TIMSS-PIRLS se proporcionan cinco PV. Los PV se desarrollaron originalmente para la encuesta del NAEP (National Assessment of Education Progress) de 1982-83. Esta metodología se ha utilizado para los siguientes estudios de la NAEP así como los TIMSS y ahora los datos de PISA. Básicamente los PV son valores imputados

³ Ver TIMSS 2011- Grade 4 Stratificación Variables, http://timssandpirls.bc.edu/methods/pdf/Stratification_G4G8.pdf

⁴ El Apéndice I describe los diferentes pesos que se calculan en el proyecto TIMSS-PIRLS.

utilizando la metodología de imputación múltiple originariamente propuesta por Rubin⁵, que aproximan la distribución de las características latentes que se pretenden medir. El problema metodológico fundamental consiste en que el conocimiento o capacidad se tienen que inferir y no pueden observarse directamente. Los PV son un tipo de estimador de las capacidades latentes de los alumnos en las distintas materias. Dado que facilitar una única prueba es muchas veces imposible, las organizaciones educativas han desarrollado herramientas estadísticas que permiten que los resultados de distintos exámenes puedan expresarse en una escala unificada. En el caso que nos ocupa las combinaciones de cuadernillos con diferentes preguntas impiden realizar una comparación directa y sencilla de los resultados de los estudiantes. Una de las técnicas más utilizadas para realizar esta tarea es la teoría IRT (o Item Response Theory) que utilizan TIMSS y PIRLS. El fundamento de esta teoría es la modelización del comportamiento de cada pregunta (su dificultad, capacidad para discriminar entre dos estudiantes y probabilidad de ser adivinada) de forma que cualquier diferencia en las preguntas pueda ser eliminada de la puntuación final⁶. El elemento fundamental de una IRT es la IRF (ítem response function) que relaciona la capacidad, que es una variable no observable, θ , con la probabilidad de que un estudiante elegido al azar conteste la pregunta correctamente. El modelo más popular para respuestas dicotómicas es el modelo logístico 3PL introducido por Birnbaum (1968) y utilizado por TIMSS para las preguntas de elección múltiple. Si se considera X_{ig} la respuesta (0/1) del individuo i a la pregunta g , la IRF para un modelo 3PL sería

$$P_g(X_{ig} = 1|\theta) = c_g + \frac{1 - c_g}{1 + \exp[-1.7a_g(\theta - b_g)]}$$

Donde c_g es el parámetro de pseudo-avivanza que aproxima el hecho de que en pruebas de respuesta múltiple incluso los que peores resultados tienen a veces adivinan correctamente la respuesta; el parámetro de dificultad, b_g , que mide la dificultad de la pregunta dado que proporcionar la respuesta correcta depende no solo de la capacidad del estudiantes sino también de la dificultad de la pregunta; y el parámetro de discriminación, a_g , que refleja con qué velocidad cambia la probabilidad de un acierto con respecto a la capacidad del examinado.

Dado que el conocimiento individual se mide con error, la varianza de la distribución de los resultados agregados a partir de los estimadores por ML del conocimiento individual sobreestima la varianza verdadera. Un método alternativo, desarrollado por Mislevy, Beaton, Kaplan y Sheehan (1992) consiste en obtener muestras de la distribución a posteriori de cada distribución de los resultados del estudiante para obtener una medida insesgada de la distribución de aprendizaje completa. Estas extracciones son los PV y se interpretan como resultados individuales con la propiedad de que cuando se agregan para la distribución de la

⁵ Las técnicas básicas se pueden encontrar en la obra seminal de Rubin (1987).

⁶ Esta aproximación es muy diferente a la habitual que consiste en considerar el porcentaje de preguntas acertadas que proporciona resultados en una escala que es específica de un test concreto.

población se pueden recuperar los momentos correctos. En concreto si suponemos que el modelo 3PL, que será la distribución condicionada a la capacidad $f(X|\theta)$, representa la probabilidad de respuesta correcta de una pregunta y que la distribución del conocimiento es normal

$$g(\theta) \sim N(\mu, \sigma^2)$$

Se puede mostrar que las extracciones deberían hacerse de la distribución a posteriori

$$h(\theta|X) = \frac{f(X|\theta)g(\theta)}{\int f(X|\theta)g(\theta)d\theta}$$

Por tanto si el patrón de respuestas de un estudiante es X , entonces la distribución a posteriori de θ viene dada por $h(\theta|X)$. Los PV para un estudiante con un patrón de respuesta X son extracciones aleatorias de la distribución de probabilidad $h(\theta|X)$. Por tanto los PV proporcionan no solo información sobre el parámetro que refleja la capacidad del estudiante sino también de la incertidumbre asociada con este estimador. Si obtenemos muchos PV para cada estudiante estos formarán una distribución empírica para $h(\theta|X)$. Por tanto si un investigador puede obtener un cierto número de PV para cada estudiante se puede construir una distribución empírica para cada estudiante. Esto se hace porque no existe una forma cerrada para esa distribución condicionada. En el caso de TIMSS y PIRLS se proporcionan cinco "plausible values" para cada estudiante. Aunque obviamente estos PV no pueden utilizarse para reportar la calificación a los estudiantes, tienen ventajas evidentes. En primer lugar permiten estimar parámetros poblacionales que serían sesgados si se utilizara un estimador puntual. Además los PV facilitan el cálculo de los errores estándar de los estimadores en diseños muestrales complejos. En particular la media de los valores plausibles para cada estudiante sería un estimador sesgado mientras que utilizando solo uno de los PV de cada estudiante proporcionaría estimadores insesgados⁷.

La Tabla 3.1 tiene en cuenta los comentarios anteriores y calcula medias y desviaciones estándar de las puntuaciones de las pruebas de matemáticas, ciencias y lectura por varias clasificaciones. El procedimiento de obtención de la distribución empírica usa replicaciones repetidas tipo Jackknife con la variable JKZONE como la categórica que especifica las diferentes zonas muestrales y la variable JKREP como la variable que especifica el peso de cada observación en dichas zonas. La varianza se calcula utilizando la expresión⁸

$$Var(t_{PV}) = Var_{jrr}(t_1) + Var_{imp}$$

⁷ Ver Wu (2005) para una visión general sobre el interés del uso de valores plausibles.

⁸ Ver TIMSS 2003 User Guide for the International Database, página 2-52.

Donde el primer componente es la varianza muestral del primer PV y el segundo es la varianza imputada.

La Tabla 3.1⁹ muestra una diferencia de 11.2 y 9.6 puntos a favor de los chicos en matemáticas y ciencias respectivamente. Las chicas puntúan 4.5 puntos por encima de los chicos en capacidad lectora. Los tres resultados son estadísticamente significativos. La titularidad del colegio también tiene una diferencia estadísticamente significativa cuando se comparan los estimadores no condicionados. La diferencia es en torno a los 18 puntos para las tres disciplinas a favor de los colegios privados. El estatus socioeconómico es una de las variables más complicadas de calcular (ver discusión en la siguiente sección). En la Tabla 3.1 se ha obtenido con la combinación del nivel educativo de los padres y la ocupación¹⁰. En principio se ha construido de forma que la combinación de las ocupaciones de mayor nivel y el nivel educativo más alto forma el nivel 4 mientras que la combinación de ocupaciones elementales y niveles de estudios bajos forma el nivel 1. Como se puede comprobar en la tabla los niveles 2 y 3 son más complicados de interpretar pues combinan un nivel educativo alto y una ocupación baja y un nivel educativo bajo y una ocupación alta. Los niveles intermedios 2 y 3 son significativamente diferentes del nivel 1 y del nivel 4 pero son muy similares entre sí. De hecho en el caso de lectura la media de la puntuación del nivel 3 es inferior a la media del nivel 2.

Otro aspecto importante es el año de entrada en primaria. La Tabla 3.1 muestra que una entrada tardía en el sistema educativo primario supone una significativa disminución de la puntuación en las tres pruebas (véase la aportación de Hidalgo y García). También tiene el mismo efecto el acceso temprano a la primaria aunque su efecto, siendo estadísticamente significativo, no es tan importante como en el caso del acceso tardío.

Por último la Tabla 3.1 se centra en el tamaño de la clase y el resultado de las pruebas. Al tratarse del tamaño de la clase actual esta variable no puede controlar la evolución histórica de los tamaños de las clases en las que han estado insertos los encuestados con anterioridad. Además las diferencias que se presentan en la Tabla 3.1 son pequeñas y poco significativas.

Las Tablas 3.2 y 3.3 muestran la misma información pero para chicos y chicas respectivamente. Con respecto a la titularidad del centro se muestra con claridad un efecto mayor de las escuelas privadas en los chicos que en las chicas cuando se compara con la media de la puntuación obtenida por los estudiantes que asisten a colegios públicos. Las diferencias más importantes con respecto al nivel socioeconómico entre chicos y chicas se centran en la comparación entre el nivel más bajo y el siguiente. En el caso de las chicas la diferencia es claramente superior a los chicos en matemáticas y ciencias. Los resultados respecto al momento de entrada en la educación primaria no muestran diferencias respecto a su impacto en el rendimiento educativo en chicos y chicas. Por último tanto chicos como chicas de las

⁹ Los resultados de las tablas 3.1-3.3 se han obtenido usando el programa PV de STATA.

¹⁰ El Apéndice II explica la construcción de este indicador.

clases más grandes son los que obtienen las mejores puntuaciones aunque la interpretación de este hecho viene condicionada por los comentarios realizados con anterioridad.

ESTIMACIÓN ESTADÍSTICA DE LOS FACTORES DETERMINANTES DE LOS RESULTADOS

Los resultados presentados en la sección anterior muestran una visión de algunos aspectos importantes de las pruebas TIMSS y PIRLS pero sin controlar por todos los factores que pueden tener un efecto sobre las puntuaciones observadas. En esta sección se analiza con detalle si las diferencias obtenidas en las tablas 3.1-3.3 y su significatividad estadística, se mantienen cuando se controla por otros factores.

Factores determinantes de los resultados de las pruebas

El estudio de los factores determinantes de las puntuaciones en TIMSS tiene ya una larga tradición. Martín et al. (2000) suponen una referencia básica. Estos autores utilizan un modelo HLM con dos niveles (correspondientes a estudiantes y colegios). El modelo “within school” considera un índice compuesto del “background” familiar (HBI) calculado a partir de la estandarización de cada variable y luego tomando la media para los valores no faltantes. Los componentes son el número de personas en la familia, padre natural presente en la familia, los libros en la casa, el porcentaje de determinadas posesiones, si existe un escritorio en casa y/o un ordenador, el mayor nivel educativo alcanzado por el padre y el mayor nivel educativo alcanzado por la madre. Para la modelización “between school” se utilizan características de la clase (existencia de listas de ejercicios, cantidad de las mismas, corrección en clase, actitud hacia las matemáticas, tamaño de la clase y ambiente escolar), del profesor (experiencia), del clima escolar (incumplimiento de regulaciones administrativas y problemas de comportamiento serios), localización y tamaño de la escuela (localización urbana y tamaño medio de la clase superior a la media nacional), aspiraciones (el estudiante planea asistir a la universidad, la madre cree que es importante tener buenas notas en matemáticas, o el propio estudiante lo cree).

El NCES (2001) realiza un estudio comparativo en el que, después de eliminar con un procedimiento “stepwise” las variables no significativas en un modelo HLM general, termina con una especificación que incluye ocho variables: la presencia del padre en la unidad familiar, el número de libros en la casa, la existencia de ordenador, si la madre considera importante tener buenas notas en matemáticas, haber nacido en el país, la educación de la madre, la educación del padre y la edad. Tanto Martín et al. (2000) como NCES (2001) utilizan los datos de TIMS 1994/95. Obviamente existen muchos otros estudios a partir de estos que utilizan distintos conjuntos de variables aunque las relevantes suelen ser bastante coincidentes¹¹.

¹¹ Ver también Wöbmann (2003) o Hidalgo-Hidalgo y García-Perez (en este mismo volumen).

En los estudios citados se aproxima el nivel socioeconómico a partir del nivel educativo de los padres o las posesiones de la familia (libros, internet, otros activos). Utilizar el nivel educativo como una proxy del nivel socioeconómico es particularmente cuestionable en el caso español dado el elevado nivel de sobrecualificación presente en el mercado laboral. La consecuencia de las dificultades del sistema productivo español para absorber la oferta de mano de obra con estudios universitarios es la sobrecualificación.¹² Uno de los últimos estudios de la OCDE (2010) señala que la sobrecualificación de los jóvenes universitarios entre 25 y 29 años alcanza el 44%, situándose en el doble de la OCDE.¹³ García Montalvo, Peiro y Soro (2006) estiman la proporción de jóvenes universitarios menores de 30 años que están sobrecualificados en el 37.8%.¹⁴ Se podría pensar que la sobrecualificación es un fenómeno temporal que desaparece con el tiempo, pero los resultados de García Montalvo y Peiro (2009) no sustentan esta interpretación. La sobrecualificación de los universitarios españoles es un fenómeno bastante permanente. De hecho, la mejora del ajuste entre nivel educativo y puesto de trabajo se produce a ámbito más psicológico que real. Los jóvenes universitarios que llevan mucho tiempo en un puesto de trabajo por debajo de su cualificación acaban percibiendo que su capacidad se ha depreciado y que su trabajo está bien para su nivel educativo, incluso cuando las tareas del mismo no hayan cambiado.

Esta inercia de la sobrecualificación se traslada a los padres de los jóvenes encuestados puesto que estos desajustes hace mucho tiempo que se están produciendo¹⁵. Es bien conocido que los salarios de los trabajadores sobrecualificados son sustancialmente menores que los salarios de los que están correctamente ajustados a su puesto de trabajo¹⁶. Por tanto desde un puesto estrictamente económico las familias con mayores estudios no tienen necesariamente que estar asociadas con mayores ingresos. Un ejemplo de cómo la asociación del nivel educativo de los padres y la condición socioeconómica puede fallar se ha comentado en la sección de análisis de datos. Uno de los aspectos más consistentes en el estudio de los resultados educativos es el efecto positivo de la condición socioeconómica sobre los resultados. Sin embargo hemos comprobado como los estudiantes de padres con estudios universitarios pero en ocupaciones elementales tienen unos resultados similares, o incluso inferiores, a los resultados de estudiantes de padres no universitarios en ocupaciones no elementales. Por tanto, y aunque evidentemente el nivel educativo de los padres resultará una variable significativa en la explicación de los resultados, el error de medida puede ser muy importante.

¹² El problema de la sobrecualificación no se debe solamente a la falta de capacidad del sistema productivo para absorber la oferta de universitarios. La baja calidad de algunas universidades y estudios también podría explicar la escasez de demanda o la baja cualificación de los puestos ofrecidos a muchos universitarios.

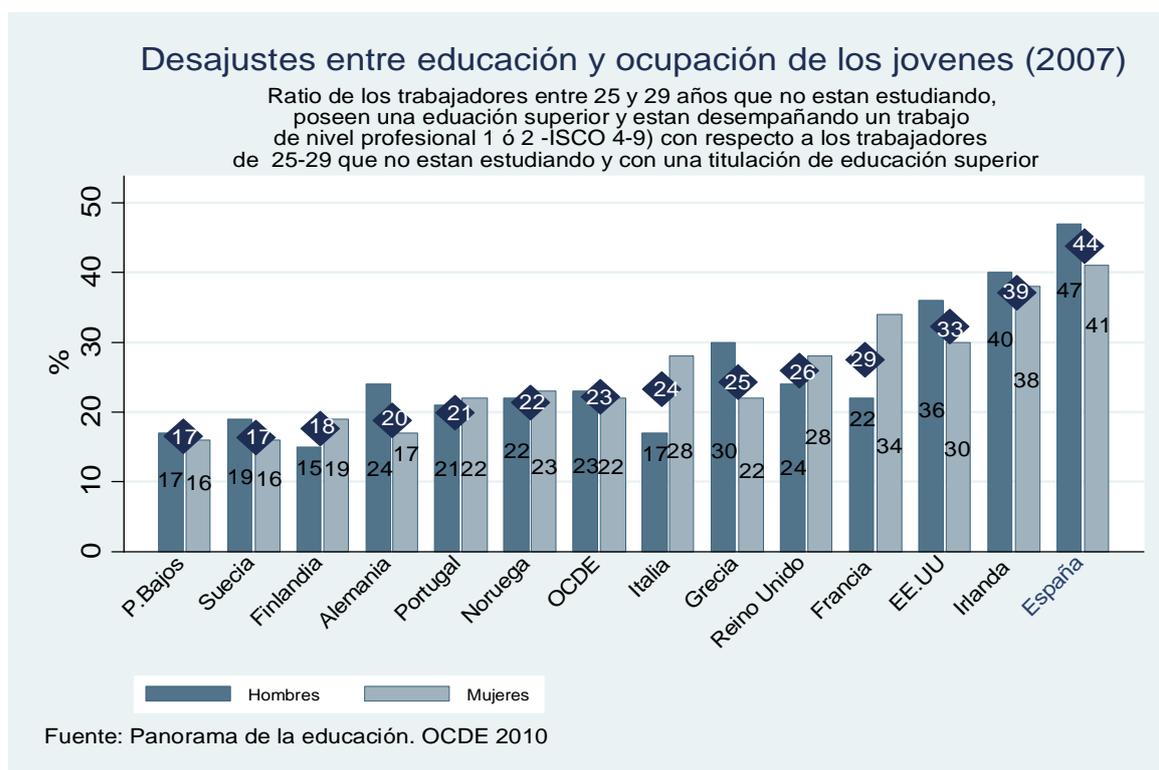
¹³ La medida de sobrecualificación utilizada por la OCDE se basa en la comparación del nivel educativo con la clasificación de ocupaciones a 1 dígito. El procedimiento es parecido a uno de los propuestos en García Montalvo (1995). El informe de Eurydice (2005) señala que el 40% de los jóvenes universitarios entre 25 y 24 años están sobrecualificados.

¹⁴ En este estudio se mide la sobrecualificación subjetiva.

¹⁵ Ver Alba-Ramírez (1993), García-Montalvo et al. (1997), García-Montalvo y Peiro (2001) o García-Montalvo (2001).

¹⁶ García-Montalvo (2008).

Figura 3.1. Sobrecualificación en el mercado laboral español



Otro aspecto importante que no ha sido considerado extensamente en la literatura que trata específicamente de la evaluación de TIMSS y PIRLS es la importancia de las intervenciones tempranas y el momento de acceso a la educación primaria¹⁷. García-Montalvo (2012) sugiere, basándose en la evidencia disponible, que la financiación para intervenciones tempranas de tipo educativo debería ser prioritaria incluso en un contexto de reducción del presupuesto público. Un análisis más detallado de estos grupos de variables (condición socioeconómica e importancia de las intervenciones tempranas) se realiza en los siguientes apartados.

Estatus socioeconómico

El estatus socioeconómico es probablemente la variable más comúnmente utilizada en investigación educativa y, seguramente, una de las que resulta relevante estadísticamente con mayor probabilidad¹⁸. Sin embargo la medición del nivel socioeconómico no está exenta de dificultades. Existe bastante acuerdo en que la naturaleza del estatus socioeconómico está relacionada con la renta familiar, el nivel educativo de los padres, la ocupación de los padres y otros recursos de la familia como la posesión de libros, ordenadores o salas de estudio. Normalmente este último factor se considera separadamente y, salvo excepciones, no es

¹⁷ Una excepción es Hidalgo-Hidalgo y García-Pérez (en este mismo volumen) que se concentran, precisamente, en el impacto de la asistencia a educación infantil sobre los resultados del TIMSS-PIRLS 2011.

¹⁸ Ver meta-análisis del efecto del estatus socioeconómico sobre los resultados de pruebas cognitivas en Sirin (2005).

agregado en los índices de nivel socioeconómico utilizados comúnmente. El componente ocupacional tiene un ranking basado en la educación y la renta que son necesarias para una determinada ocupación. Las medidas ocupacionales, como el Índice Socioeconómico de Duncan (1961), producen información sobre el estatus social y económico de una familia no solo por la relación entre educación, renta y ocupación sino también porque contienen información sobre el prestigio de un determinado estrato socioeconómico.

En este trabajo se utiliza el *Índice Socio-económico Estándar Internacional* (ISEI) como indicador del estatus socioeconómico. Ya en el trabajo de Duncan (1961) se establece que la ocupación es una variable que intermedia en la relación entre el nivel educativo y la renta. Dunca (1961) elige la educación media y la renta media como las variables básicas para construir su índice socioeconómico pero los pesos relativos de las dos variables los deriva de forma que se maximiza la correlación conjunta con el prestigio. El indicador ISEI propuesto por Ganzeboom et al. (1992) parte del mismo principio (la ocupación como variable que intermedia) pero la escala de las ocupaciones se construye de forma que capture de la forma más intensa posible la influencia indirecta de la educación sobre la renta. De esta forma la puntuación del ISEI sería una variable latente que maximizaría el efecto indirecto de la educación sobre la renta y minimizaría su efecto directo. El resultado se obtiene mediante técnicas de “optimal scaling”. En el proceso se controla por el efecto de la edad sobre las tres variables. En resumen, la puntuación del ISEI es una medida de los atributos de las ocupaciones que transforman la educación de una persona en renta.

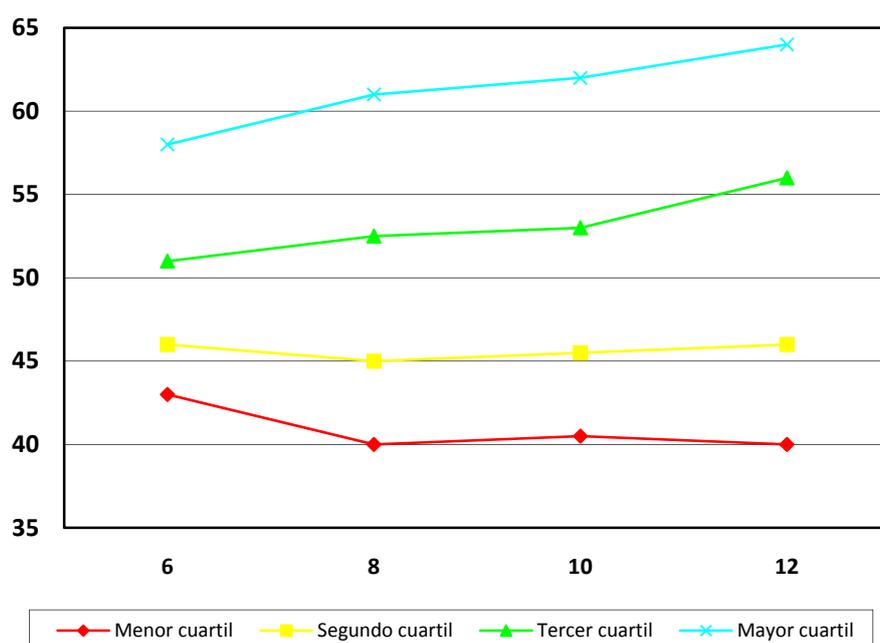
Primeras etapas formativas

La evidencia científica sobre la importancia de intervenir en las fases tempranas del desarrollo del niño se acumula con rapidez.¹⁹ Las diferencias en capacidades, tanto cognitivas como no cognitivas, entre individuos de distintos estratos sociales se generan muy pronto.²⁰ A los 5 o 6 años existen ya diferencias importantes en capacidades cognitivas entre niños de diferentes estratos socioeconómicos. La Figura 3.2 muestra la evolución por edades de los resultados en la prueba de matemáticas *Peabody Individual Achievement Test* (PIAT) a partir de la información de la *New York Longitudinal Study* (NYLS). Estas diferencias se mantendrán fundamentalmente estables durante los siguientes años. En general, cuanto más tarde comienzan las actuaciones sobre niños con dificultades, menos efecto tienen.

¹⁹ Currie (2001) ofrece una panorámica general.

²⁰ Para una visión reciente de este tema véase Cunha y Heckman (2010).

Figura 3.2. Resultados en pruebas cognitivas por cuartil de renta



Es bien conocido que el nivel de las capacidades de los niños está muy correlacionado con el nivel de renta de los padres.²¹ El problema no es solamente el desarrollo de las habilidades cognitivas sino, y sobre todo, la capacidades no cognitivas. Una vez el niño accede al sistema educativo formal las deficiencias en la formación de habilidades a una temprana edad le harán mostrar un rendimiento académico inferior a los niños de grupos socioeconómicos superiores. Por tanto, si el objetivo es mantener la equidad, las intervenciones públicas deben centrarse en la fase más temprana de la niñez. La equidad no se puede conseguir en la universidad. Aumentar la renta familiar a partir de subvenciones o reducciones de las tasas universitarias, cuando el joven ya está en la fase de ciclo vital de asistir a la universidad, prácticamente no tiene ningún efecto en la compensación de los bajos niveles de inversión previos. Las desigualdades hay que tratarlas en el origen y no en la universidad. Además, la elevada rentabilidad social de las actuaciones en edades tempranas justifica una intensa participación de la financiación pública.

Por tanto, cada vez es más evidente para los investigadores que lo que sucede antes de la edad preescolar es crítico. El tipo de cuidados que reciben los niños durante los primeros tres años de vida es muy importante para ciertos efectos biológicos relacionados con la capacidad de atender y aprender. El concepto de “school readiness” no implica enfatizar el contenido académico antes de preescolar. “School readiness” se refiere a llegar a preescolar con un cerebro preparado y capaz de aprender. El aprendizaje comienza mucho antes de llegar a preescolar pues la sinapsis comienza a producirse desde el nacimiento. El cerebro de un niño

²¹ En el caso español, el trabajo de Anghel y Cabrales (2010) proporciona la evidencia más convincente.

de dos años tiene casi el doble de conexiones neuronales que el de un adulto. Las conexiones que se refuerzan por la repetición se pierden en el proceso de neural “pruning”.²²

Pero además de los fundamentos biológicos de las intervenciones tempranas existen experimentos que muestran la importancia de este tipo de actuaciones. Dos de los más renombrados son el Programa Preescolar de la Escuela Perry y el Programa Abecedario, que muestran cómo se pueden conseguir efectos a largo plazo de mejoras en habilidades cognitivas y no cognitivas, rendimiento académico y productividad laboral a partir de intervenciones tempranas. Por ejemplo, el programa Perry fue administrado a 58 jóvenes afroamericanos de Michigan entre 1962 y 1967. El tratamiento fueron 2,5 horas de clase todos los días y 1,5 horas de visita a la familia cada semana. El Programa Abecedario estaba dirigido a jóvenes de familias desaventajadas nacidos entre 1972 y 1977. La media de entrada eran los 4,4 meses. La intervención era diaria. El programa Perry consiguió mejoras temporales del CI (desaparecieron a los cuatro años) pero el grupo tratado a los 14 años tenía mejores resultados académicos. La explicación según Pinto et al. (2008) sería el efecto del programa sobre habilidades no cognitivas. Los individuos del grupo tratado del Perry (a los 40 años) y el Abecedario (a los 21 años) tienen mejores notas en pruebas académicas, mayores niveles educativos, requirieron una menor atención a través de educación especial, tenían mayores salarios, mayor probabilidad de tener una vivienda y menor probabilidad de estar en prisión que los individuos del grupo de control.

Heckman y otros (2009) muestran que la tasa de rentabilidad social anual del programa Perry se encuentra entre el 7% y el 10%. En términos de análisis coste-beneficio (suponiendo una tasa de descuento del 3% y teniendo en cuenta el efecto de los impuestos necesarios para financiar el programa), el resultado es que de cada dólar gastado revierten a la sociedad entre 7 y 12 dólares en términos de valor presente.

Otros estudios recientes han analizado la influencia de la edad de entrada en el sistema educativo. Bedard y Dhuey (2006) muestran como los efectos del nivel de madurez inicial de los estudiantes cuando comienzan el proceso educativo persisten en los resultados educativos muchos años después. Black et al. (2011) encuentran un efecto negativo de la entrada tardía en el sistema educativo sobre test de inteligencia a los 18 años (pequeño) y sobre los salarios en el mercado laboral. Finalmente, Crawford et al. (2010) muestran la importancia del momento de nacimiento en los resultados educativos. El mes de nacimiento puede encubrir otros efectos como el impacto de la edad en el momento de realizar el test, la edad de inicio de la primaria y la extensión de la educación anterior a realizar la prueba. Todos los factores anteriores son considerados en la siguiente sección que desarrolla el análisis econométrico completo.

Modelos estadísticos

²² Proceso neurológico que favorece un cambio en la estructura neuronal mediante la reducción de las conexiones sinápticas más débiles (en términos de su utilización) y permite mantener aquellas que generan una configuración sináptica más eficiente. Ver Knudsen et al. (2006).

Los factores determinantes de las puntuaciones de los alumnos se pueden clasificar en varios grupos según el nivel de agregación de las variables: características del estudiante (demográficas, educativas previas y socioeconómicas), características del colegio y características del profesor. El Apéndice II presenta la descripción de las variables utilizada en el análisis econométrico. A la base de datos se ha añadido información relativa a la renta per cápita de las CCAA y la variable que recoge el ISEI. La información sobre el ISEI, correspondiente a la última clasificación de ocupaciones ISCO08, se ha obtenido directamente de la página web de Ganzeboom (<http://www.harryganzeboom.nl/isco08/>)²³.

Siguiendo los comentarios realizados en los apartados anteriores las variables incluidas en el estudio son las siguientes:

- Características del alumno:
 - Demográficas: sexo, edad y trimestre de nacimiento
 - Educativas: años de preescolar y edad de entrada en primaria
 - Estatus socioeconómico: ISEI del padre, ISEI de la madre y dicotómica para la existencia de más de 100 libros en el hogar familiar.
- Características del colegio: público/privado, en una ciudad grande o en un pueblo.
- Características del profesor: sexo, especialización en la materia, diplomado o licenciado, máster o doctor, edad del profesor y dicotómica de años de experiencia superior a 5.

Además en el modelo jerárquico multinivel (HLM) se utiliza la media del ISEI de los padres de los alumnos que asisten al colegio y la dicotómica de colegio público para definir los determinantes de los coeficientes variables.

Los datos de TIMSS-PIRLS presentan *missing values* para algunas de las variables consideradas anteriormente. Una posible solución consiste en utilizar técnicas de imputación múltiple para no perder tamaño muestral²⁴. Esta imputación es compleja puesto que las variables que serían más importantes para orientar dicho cálculo son precisamente las que tienen más *missing values* como el nivel educativo de los padres. NCES (2001) concluye que un test de la adecuación de la imputación de los valores faltantes en su estudio sobre TIMSS rechaza la utilización de dicha técnica. Bedard y Dhuey (2006) reemplazan las observaciones faltantes, especialmente para algunos controles socioeconómicos, con ceros e incluyen un conjunto de variables dicotómicas para indicar que los datos son faltantes. No obstante estos autores tienen gran cuidado en señalar que los resultados son similares a los que se obtienen

²³ Gil (2013) construye un índice de estatus socioeconómico para los estudiantes andaluces de primaria basado en la reducción por componente principales de un conjunto de variables: la educación del padre y la madre, la ocupación de ambos, el número de libros, la existencia de un lugar para estudiar en casa y mesa de estudio, la disponibilidad de un PC y conexión a internet, y la suscripción de la familia a televisión por cable o satélite. En este trabajo hemos preferido ceñirnos al indicador homologado internacionalmente tratando el número de libros como una variable diferente al índice socioeconómico.

²⁴ Esta es la solución adoptada por Hidalgo-Hidalgo y García-Pérez (en este mismo volumen).

excluyendo las observaciones con *missing values*. Por estos motivos en este trabajo se evita imputar los *missing values* ante la incertidumbre sobre la calidad de dicha imputación.

Asimismo también se evita utilizar algunas variables que pueden ser interpretadas como endógenas y cuya dirección de causalidad no es clara. En particular se evita utilizar variables sobre opiniones y percepciones, gustos (gusto por las matemáticas, etc.) u otras que sean potencialmente inadecuadas (facilidad de lectura, interés por la lectura, etc.) dado que sería muy difícil encontrar instrumentos para evitar dicha causalidad.

Para describir el nivel socioeconómico medio de los alumnos de un colegio también se ha evitado utilizar dos variables que aparecen en la base de datos y que, al menos potencialmente, podrían reflejar dicho nivel agregado como son la respuesta aproximada que realiza el director del centro a la pregunta sobre el nivel de ingresos medio del área donde se encuentra el centro y el porcentaje de alumnos económicamente desfavorecidos/acomodados. Se ha preferido optar por agregar el ISEI de los alumnos al nivel de cada escuela.

La modelización estadística se basa en modelos lineales mixtos o modelos lineales jerárquicos (HLM) con coeficientes estocásticos (contienen efectos fijos y efectos aleatorios). Esta elección tiene múltiples justificaciones. En primer lugar el diseño muestral bietápico (colegio-estudiante) se acomoda perfectamente en este tipo de modelos. En segundo lugar en este diseño muestral es muy importante la cuestión de los pesos tanto en la primera etapa como en la segunda etapa. Los modelos HLM tratan de forma natural las ponderaciones de las observaciones en las distintas etapas. El modelo de regresión lineal tiene problemas para asignar los pesos apropiados a cada observación²⁵. En tercer lugar el modelo de regresión lineal, al no considerar la naturaleza aleatoria de los parámetros, no es el procedimiento más eficiente. Finalmente, en el campo del análisis de los resultados educativos es tradicional usar este tipo de modelos²⁶.

Los modelos HLM se caracterizan por una especificación general

$$Y = X\beta + Zu + \epsilon$$

Donde Y es el vector de respuestas, X es la matriz de diseño de los efectos fijos y Z es la matriz de diseño de los efectos aleatorios u. La parte de la especificación asociada a X es idéntica a un modelo de regresión lineal. La parte aleatoria Zu+ε tiene una matriz de varianzas-covarianzas

$$V \begin{pmatrix} u \\ \epsilon \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} G & 0 \\ 0 & \sigma^2 R \end{bmatrix}$$

Los efectos aleatorios no son directamente estimables pero se puede caracterizar por los elemento de G o componentes de la varianza. La varianza total, σ^2 , y los parámetros de la

²⁵ El trabajo de Wöbmann (2003) muestra hasta qué punto es compleja la aplicación de pesos en un diseño bietápico cuando se utilizan técnicas de regresión.

²⁶ Ver por ejemplo Martin et al. (2000).

varianza residual aparecen en R. La estructura de R permite que los errores residuales sean heteroscedásticos o estén correlacionados.

No obstante esta notación compacta no es la tradicionalmente utilizada para describir los modelos HLM. Normalmente se utiliza la especificación de Raudenbusch y Bryk (2002):

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \sum_{q=1}^Q \beta_{qj} X_{qij} + \epsilon_{ij}$$

$$\epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$$

$$\beta_{qj} = \gamma_{q0} + \sum_{s=1}^{S_q} \gamma_{qs} W_{sj} + u_{qj}$$

$$\text{var}(u_{qj}) = \tau_{qq} \quad \text{cov}(u_{qj}, u_{q'j}) = \tau_{qq'}$$

En primer lugar analizaremos el modelo más sencillo que nos permitirá estudiar la proporción que la variación entre colegios explica en la variabilidad total. La especificación de una vía con efectos aleatorios tiene la especificación

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \epsilon_{ij}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

La Tabla 3.4 contiene los resultados de esta estimación para las tres materias. En primer lugar se comprueba que tanto las medias como las varianzas son todas muy significativas. Lo más importante es la explicación de la varianza. En matemáticas la variación entre escuelas es capaz de explicar una proporción cercana al 28% frente al 23.5% que es capaz de explicar en las otras dos materias.

Para intentar explicar la variación entre escuelas utilizaremos dos variables: el hecho de que la escuela sea pública o privada y el nivel del ISEI medio de la escuela. Inicialmente utilizaremos la característica del tipo de propiedad. En ese caso la especificación de la variación del coeficiente por escuela sería

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01} PUBLICA_j + u_{0j} \quad (1)$$

Si el coeficiente de pública fuera positivo entonces este tipo de escuela serían más efectivas puesto que tendrían un nivel de resultados medios superiores. Supongamos que además el coeficiente de una de las variables explicativas también fuera significativo. Por ejemplo

supongamos que la puntuación del test depende indicador socioeconómico y que su coeficiente es función de que la escuela sea pública o privada²⁷

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(ISEI_{ij} - \overline{ISEI}_j) + \epsilon_{ij}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}PUBLICA_j + u_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}PUBLICA_j + u_{1j}$$

En este caso si el parámetro γ_{11} fuera negativo podríamos decir que las escuelas públicas son más equitativas puesto que el efecto del nivel socioeconómico sobre las puntuaciones de las pruebas sería menor.

La Tabla 3.5 contiene la estimación para cada materia donde se incluye un efecto aleatorio para colegio público en la matriz Z. Los resultados muestran bastante acuerdo entre los determinantes en matemáticas y ciencias y algunas divergencias frente a los resultados de la prueba de lectura. En lo coincidente aparece el efecto significativo de haber nacido en el primer y el segundo trimestre del año, entrar en primaria a los 6 años, tener más de 100 libros en casa, que los padres tengan un nivel socioeconómico más elevado y que el profesor tenga más de 5 años de experiencia. En ciencias y en matemáticas también resulta significativo tener 9 años en el momento de las pruebas pero no así en lectura. Además, y como es bien conocido, los resultados de los chicos en ciencias y matemáticas son significativamente mejores que los de las chicas. Lo contrario sucede con la lectura, aunque las diferencias son menores que en las otras dos materias²⁸. En el caso de ciencias el que el profesor de la asignatura tenga un máster o un doctorado también mejora la puntuación de los alumnos. Todos los efectos aleatorios son significativos con la excepción de colegio público en el caso de la lectura.

La Tabla 3.6 muestra los resultados utilizando la dicotómica de colegio público y el ISEI medio de cada colegio como variables en Z. Los resultados de este cambio son pequeños. El único cambio significativo es la significatividad en ciencias, con signo negativo, de que el estudiante tenga una edad mayor de 10 años.

Las tablas 3.7, 3.8 y 3.9²⁹ presentan estimaciones con efectos aleatorios en algunos de los coeficientes de las variables explicativas del modelo para matemáticas, ciencias y lectura respectivamente. La especificación de los coeficientes toma la forma de la ecuación (2), en el caso de la constante y la variable ISEI, y (3) en otros casos aunque la mayoría de los coeficientes son fijos.

²⁷ En muchas ocasiones las variables en la ecuación principal se incluyen en diferencias con respecto a la media de la escuela (nivel 2) o la media global ("grand mean") aunque también es habitual que las variables aparezcan en su métrica natural. El tipo de localización decidido afecta a la interpretación de los resultados.

²⁸ Para un análisis más detallado de las diferencias en lectura por género ver Martínez y Córdoba (en este mismo volumen).

²⁹ Se presentan algunas especificaciones que resumen los hallazgos más relevantes obtenidos a partir de modelos que van de la especificación general a la particular.

$$\beta_{qj} = \gamma_{q0} + \gamma_{q1}PUBLICA_j + \gamma_{q2}\overline{ISEI}_j + u_{qj} \quad (2)$$

$$\beta_{qj} = \gamma_{q0} + \gamma_{q1}PUBLICA_j + \gamma_{q2}\overline{ISEI}_j \quad (3)$$

Los resultados son generalmente similares a los obtenidos en las tablas 3.6 y 3.7. En el caso de matemáticas la especificación (3) aplicada al sexo no reporta ningún resultado de interés. Más interesante resulta la aplicación de (3) al caso de ciudad grande. En la especificación de las tablas 3.6 y 3.7 no resulta significativa. Sin embargo cuando se incluye la dicotómica de colegio público entonces la pendiente del efecto de un colegio en una ciudad grande se vuelve negativa. Sin embargo gran parte de la significatividad del colegio público se debe al efecto de la variable ISEI que tiene un impacto positivo sobre el efecto en la puntuación de un colegio en una ciudad grande. Este intercambio no es sorprendente dada la fuerte correlación negativa entre la media del ISEI por colegio (da lo mismo si es del padre o de la madre) y escuela pública.

Tampoco tiene interés la aplicación de (2) al ISEI del padre. En el caso de la constante en algunas especificaciones resulta significativo, y positivo, el efecto de una escuela pública (obviamente una vez controlado por el nivel socioeconómico). Sin embargo este resultado es bastante frágil. Si que resulta interesante el resultado de aplicar (2) al coeficiente del ISEI de la madre. En los colegios públicos el efecto del nivel socioeconómico de la madre sobre los resultados de las pruebas es mayor que en los privados. Esto significaría que las escuelas públicas son menos equitativas que las privadas si tomamos como referencia el nivel socioeconómico medido a partir de la ocupación de la madre del estudiante.

En el caso de la prueba de ciencias los resultados son similares. La aplicación de (3) al coeficiente del sexo del estudiante no proporciona ningún “insight” de interés. En el caso de un colegio en una ciudad grande el resultado es similar al observado en matemáticas. Para los coeficientes modelizados utilizando (2), la constante y los ISEI del padre y la madre, los resultados también son similares a los anteriores en matemáticas. La única diferencia pequeña es que en el caso de ciencias los colegios públicos nunca muestran un efecto significativo.

En las pruebas de lectura hay algunos efectos diferenciales como viene sucediendo en todos los ejercicios anteriormente realizados. El coeficiente del sexo del estudiante depende negativamente de la asistencia a un colegio público. La entrada a primaria a los 6 años tiene un efecto positivo y significativo mientras que la experiencia de más de 5 años del profesor no tiene efecto. La aplicación de (2) a los coeficiente del ISEI de padre y madre no proporcionan ningún resultado estadísticamente significativo a diferencia del caso de ciencias y matemáticas. Por último el coeficiente del efecto del colegio en ciudad grande aumenta con la media del nivel socioeconómico de los estudiantes de dicho centro. Los alumnos que asisten a colegios públicos, finalmente, no muestran una media significativamente diferente de los privados.

CONCLUSIONES

Estudios recientes muestran que la calidad de los resultados educativos es más importante que la extensión de la escolarización en la explicación del desarrollo económico. Normalmente la calidad se mide con referencia a pruebas de conocimientos estandarizadas. Por ejemplo, Hanushek y Woessmann (2010) concluyen que un aumento de 25 puntos en PISA (equivalente a $\frac{1}{4}$ de desviación estándar) implicaría un incremento de 115 billones de dólares ajustados por la Paridad de Poder Adquisitivo (PPA) en términos de valor futuro descontado hasta 2090. En el caso español, por ejemplo, representaría 4,14 billones de dólares, o aproximadamente el PIB de tres años.

Por este motivo resulta especialmente importante conocer los factores determinantes de las puntuaciones de los estudiantes en pruebas de conocimiento estandarizadas. En particular es importante conocer la influencia del nivel socioeconómico y el tipo de escuela. Además también resulta interesante conocer si dichos factores son los mismos para todas las materias analizadas. En caso contrario las recomendaciones de política educativa podrían depender del tipo de materia.

El análisis de los datos muestra como algunas variables, como el sexo del estudiante, tienen un efecto diferencial significativo en especificaciones no condicionadas y también cuando se condiciona al resto de factores relevantes. Otros, sin embargo, pierden su significatividad estadística cuando se incluye, por ejemplo, el nivel socioeconómico del padre o de la madre del estudiante.

Los resultados muestran que la proporción de la varianza entre escuelas en la variabilidad total es superior en matemáticas que en ciencias y en lectura. Sin embargo los resultados muestran bastante acuerdo entre los determinantes en matemáticas y ciencias y algunas divergencias frente a los resultados de la prueba de lectura. En lo coincidente aparece el efecto significativo de haber nacido en el primer y el segundo trimestre del año, entrar en primaria a los 6 años, tener más de 100 libros en casa, que los padres tengan un nivel socioeconómico más elevado y que el profesor tenga más de 5 años de experiencia. En ciencias y en matemáticas también resulta significativo tener 9 años en el momento de las pruebas pero no así en lectura. Además, y como es bien conocido, los resultados de los chicos en ciencias y matemáticas son significativamente mejores que los de las chicas. Lo contrario sucede con la lectura. En el caso de ciencias el que el profesor de la asignatura tenga un máster o un doctorado también mejora la puntuación de los alumnos.

En los colegios públicos el efecto del nivel socioeconómico de la madre sobre los resultados de las pruebas es mayor que en los privados. Esto significaría que las escuelas públicas son menos equitativas que las privadas si tomamos como referencia el nivel socioeconómico medido a partir de la ocupación de la madre del estudiante. El coeficiente del efecto del colegio en ciudad grande aumenta con la media del nivel socioeconómico de los estudiantes de dicho centro. Por último no se encuentran efectos robustos de diferencias en la media de las puntuaciones de estudiantes que acuden a colegios públicos frente a colegios privados.

Tabla 3.1. Medias de puntuación en las tres pruebas

Resultados a nivel general	Matemáticas				Ciencias				Lectura			
	Media	D.S	t-stat	P valor	Media	D.S	t-stat	P valor	Media	D.S	t-stat	P valor
TOTAL	482.426	2.914			505.150	2.960	38.479	0.0000	513.053	2.556	200.709	0.0000
Género												
Chico	488.482	3.389			510.498	3.598			511.059	3.102		
Chica	477.234	3.005			500.869	2.718			515.624	2.560		
Diferencia	11.247	3.030	3.713	0.001	9.629	2.786	3.456	0.001	-4.566	2.398	-1.904	0.061
Titularidad												
Público	476.015	3.613			498.419	3.707			506.585	2.489		
Privado	494.722	4.773			518.060	4.411			525.424	5.253		
Diferencia	18.707	5.918	3.161	0.0022	19.641	5.601	3.507	0.0008	18.840	5.646	3.337	0.0013
Estatus Socioeconómico												
Nivel 1	480.586	2.466			504.223	2.703			510.629	2.371		
Nivel 2	494.588	5.101			516.470	5.764			529.112	4.573		
Nivel 3	504.247	5.914			523.406	7.887			526.890	8.165		
Nivel 4	520.671	3.459			543.171	4.084			550.507	3.295		
Diferencia	21.657	5.492	3.943	0.0004	20.522	5.521	3.717	0.0005	25.536	4.468	5.716	0.0000
Diferencia	31.316	6.181	5.066	0.0000	27.458	7.480	3.671	0.0005	23.314	7.465	3.123	0.0027
Diferencia	47.739	3.993	11.957	0.0000	47.223	4.193	11.262	0.0000	46.930	3.317	14.150	0.0000
Año de entrada												
5 años o antes	479.195	3.152			500.974	2.992			507.177	3.277		
6 años	493.332	2.798			516.407	3.342			524.668	2.490		
Más de 6 años	426.283	14.436			444.422	12.629			466.766	10.752		
Diferencia	14.137	3.201	4.417	0.0000	15.433	3.229	4.779	0.0000	17.492	3.011	5.809	0.0000
Diferencia	-52.912	14.294	-3.702	0.0006	-56.552	12.230	-4.624	0.0000	-40.411	10.412	-3.881	0.0002
Tamaño de la clase												
Menos de 21	468.892	7.425			492.884	6.260			499.265	5.347		
Entre 21 y 25	482.634	4.100			506.047	4.152			513.067	3.490		
Más de 25	493.598	4.463			514.090	4.767			522.936	4.550		
Diferencia	13.743	8.639	1.591	0.1157	13.162	7.492	1.757	0.0830	13.803	6.635	2.080	0.0409
Diferencia	24.706	8.920	2.770	0.0070	21.205	7.850	2.701	0.0085	23.672	6.870	3.446	0.0009

Tabla 3.2. Medias de puntuación en las tres pruebas: chicos

Solo alumnos	Matemáticas				Ciencias				Lectura				
	Media	D.S	t-stat	P valor	Media	D.S	t-stat	P valor	Media	D.S	t-stat	P valor	
Total	488.482	3.38	9		510.498	3.59	8		511.059	3.102			
Titularidad													
Público	480.613	3.94	8		502.529	4.25	7		503.973	3.137			
Privado	503.740	5.84	6		525.950	5.47	9		524.605	5.968			
Diferencia	23.127	6.85	2	3.375	0.001	23.421	9	3.604	0.001	20.632	6.600	3.126	0.003
Estatus Socioeconómico													
Nivel 1	486.485	3.35	9		508.957	3.74	2		509.046	3.187			
Nivel 2	496.695	8.80	8		516.581	9.77	9		524.972	7.562			
Nivel 3	510.877	9.20	0		528.156	11.4	68		523.884	10.326			
Nivel 4	526.573	4.65	7		548.825	5.21	7		547.610	4.121			
Diferencia	17.635	9.08	3	1.942	0.058	15.166	9	1.527	0.135	23.148	7.537	3.071	0.003
Diferencia	31.818	9.61	5	3.309	0.001	26.740	32	2.360	0.021	22.060	9.630	2.291	0.025
Diferencia	47.514	4.97	5	9.551	0.000	47.410	5	8.771	0.000	45.786	4.483	10.214	0.000
Año de entrada													
5 años o menos	484.452	3.73	9		505.890	4.00	0		504.926	3.951			
6 años	500.385	3.61	1		522.315	3.92	1		523.382	3.249			
Más de 6 años	430.919	21.1	74		446.029	18.8	11		465.550	17.110			
Diferencia	15.933	4.12	3	3.865	0.000	16.425	8	4.441	0.000	18.456	3.694	4.996	0.000
Diferencia	-53.533	21.1	59	-2.530	0.014	-59.861	41	-3.282	0.002	-39.376	16.756	-2.350	0.021
Tamaño de la clase													
Menos de 21	473.419	7.86	1		496.940	6.54	8		493.465	6.188			
Entre 21 y 25	489.081	5.05	5		511.754	5.02	1		512.742	4.231			
Más de 25	500.950	5.37	4		520.507	5.54	1		521.449	4.962			
Diferencia	15.662	9.65	6	1.622	0.109	14.814	0	1.882	0.064	19.277	7.626	2.528	0.014
Diferencia	27.531	9.81	6	2.805	0.006	23.567	3	2.785	0.007	27.984	7.523	3.720	0.000

Tabla 3.3. Medias de puntuación en las tres pruebas: chicas

Solo alumnas	Matemáticas				Ciencias				Lectura			
	Media	D.S	t-stat	P valor	Media	D.S	t-stat	P valor	Media	D.S	t-stat	P valor
TOTAL	477.234	3.005			500.869	2.718			515.624	2.560		
Titularidad												
Público	472.498	3.752			502.529	4.257			509.952	2.729		
Privado	486.231	4.623			525.950	5.479			526.387	5.140		
Diferencia	13.733	5.775	2.378	0.020	15.188	4.488	2.768	0.007	16.435	6.687	2.890	0.005
Estatus Socioeconómico												
Nivel 1	475.023	3.132			500.012	2.663			512.393	2.398		
Nivel 2	494.628	5.264			518.447	5.261			533.030	5.451		
Nivel 3	497.780	6.505			518.773	8.831			529.670	8.244		
Nivel 4	514.209	4.148			536.981	5.598			553.783	4.727		
Diferencia	27.026	5.641	4.791	0.000	26.916	4.894	5.500	0.000	27.141	5.580	4.864	0.000
Diferencia	30.178	7.068	4.270	0.000	27.241	8.749	3.114	0.003	23.781	7.965	2.986	0.004
Diferencia	46.607	4.863	9.584	0.000	45.449	5.910	7.690	0.000	47.895	4.835	9.907	0.000
Año de entrada												
5 años o antes	473.816	3.817			495.949	3.162			509.731	3.471		
6 años	486.839	3.181			511.281	3.756			526.139	2.844		
Más de 6 años	421.782	14.983			442.862	15.505			468.379	11.265		
Diferencia	13.022	4.085	3.188	0.003	15.332	4.460	3.438	48.301	16.408	3.914	4.192	0.000
Diferencia	-52.034	15.110	-3.444	0.002	-53.087	15.631	-3.396	0.001	-41.352	10.869	-3.805	0.000
Tamaño de la clase												
Menos de 21	465.498	7.770			490.726	7.056			506.934	5.695		
Entre 21 y 25	477.176	3.720			501.228	3.977			513.743	3.490		
Más de 25	486.832	4.827			508.484	4.766			524.539	4.999		
Diferencia	11.678	7.850	1.488		10.502	8.020	1.309		6.809	6.760	1.007	
Diferencia	21.334	7.920	2.694		17.758	8.210	2.163		17.605	6.930	2.540	

Tabla 3.4. Estimación del modelo one-way con efectos aleatorio

	Matemáticas			Ciencias			Lectura		
	Coef.	Des. Est.	z	Coef.	Des. Est.	z	Coef.	Des. Est.	z
γ_{00}	476.67		120.02	499.21		140.32	506.35		176.1
$\text{var}(u_{0j})$	1258.78	221.38		1101.23	204.13		981.44	124.20	
$\text{var}(e_{ij})$	3252.21	85.33		3534.05	103.76		3176.26	79.81	
ρ	27.89%			23.75%			23.59%		

Tabla 3.5. Estimación modelo I

	Matemáticas		Ciencias		Lectura	
	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del estudiante						
<i>Demográficas</i>						
Chico	10.1748	4.37	9.1059	4.04	-6.2008	-3.27
Edad=9 años	50.1494	3.56	40.0926	3.37	26.2998	1.65
Edad=10 años	21.8469	1.55	11.6923	1.06	8.5500	0.55
Edad mayor de 10 años	-21.9625	-1.25	-32.8837	-2.13	-28.5458	-1.66
Trimestre nacimiento=primero	39.9692	7.64	44.3943	8.68	31.8804	7.86
Trimestre nacimiento=segundo	15.1853	4.74	16.1539	4.36	14.2162	4.43
Trimestre nacimiento=tercero	2.7029	0.84	3.2592	0.93	1.2922	0.41
<i>Educativas</i>						
Preescolar: 3 o más años	5.2661	1.92	3.1306	1.06	3.7941	1.69
Edad entrada a primaria=6	5.3133	2.07	5.9731	2.29	8.1043	3.44
Edad entrada a primaria>6	-16.7221	-1.12	-1.5759	-0.10	0.6723	0.07
<i>Socioeconómicas</i>						
ISEI Padre	0.3289	4.01	0.3130	3.95	0.2475	2.95
ISEI Madre	0.4504	5.69	0.4385	5.34	0.3448	5.14
Más de 100 libros	18.6928	7.60	18.2829	6.90	17.7738	7.42
Características del colegio						
Público	-2.5135	-0.37	-0.1145	-0.02	-1.6736	-0.26
En ciudad grande	0.1165	0.02	-0.9086	-0.14	-2.1631	-0.31
En pueblo	-1.8524	-0.29	8.0195	1.39	6.8414	1.26
Características del profesor						
Hombres	-2.3330	-0.41	-2.0035	-0.42	-2.5740	-0.79
Especialización en la materia	-2.2262	-0.40	-2.6010	-0.50	2.9901	0.78
Diplomado o licenciado	-3.4442	-0.29	1.8271	0.22	-4.6698	-0.52
Máster o doctorado	19.8249	1.61	18.8878	2.02	7.0777	1.00
Edad entre 20 y 30 años	1.2696	0.11	13.0724	0.98	6.5331	0.60
Edad entre 30 y 50 años	-0.2784	-0.07	0.1101	0.03	0.2830	0.06
Más de 5 años de experiencia	15.3782	2.45	15.3130	1.96	11.3771	1.69
Constante	390.1844	19.04	403.6888	24.11	445.1900	22.31
Efectos aleatorios: desviación estándar						
Colegio público	16.5505		14.7816		0.0001	
Constante	21.0814		19.4132		23.7900	
Residual	52.2533		53.1025		52.1672	

Tabla 3.6. Estimación modelo II

	Matemáticas		Ciencias		Lectura	
	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del estudiante						
<i>Demográficas</i>						
Chico	11.1571	4.74	9.1132	4.05	-6.2012	-3.27
Edad=9 años	48.7895	3.24	40.0031	3.36	26.2868	1.65
Edad=10 años	18.1624	1.21	11.6496	1.05	8.5456	0.55
Edad mayor de 10 años	-21.6244	-1.11	-32.5866	-2.11	-28.4201	-1.65
Trimestre nacimiento=primero	42.8372	8.31	44.3888	8.68	31.8765	7.86
Trimestre nacimiento=segundo	15.1366	4.53	16.0916	4.36	14.1851	4.42
Trimestre nacimiento=tercero	2.1238	0.64	3.1964	0.91	1.2740	0.40
<i>Educativas</i>						
Preescolar: 3 o más años	4.7645	1.77	3.1886	1.08	3.7852	1.69
Edad entrada a primaria=6	5.1417	2.02	5.9956	2.30	8.1221	3.44
Edad entrada a primaria>6	1.1234	0.08	-1.5392	-0.10	0.6522	0.06
<i>Socioeconómicas</i>						
ISEI Padre	0.3022	3.44	0.3105	3.92	0.2463	2.93
ISEI Madre	0.4106	4.8	0.4388	5.36	0.3443	5.13
Más de 100 libros	15.8391	6.11	18.2933	6.91	17.7947	7.43
Características del colegio						
Público	2.9497	0.52	0.8403	0.16	-0.9304	-0.15
En ciudad grande	-1.1671	-0.18	-2.8618	-0.46	-2.9476	-0.42
En pueblo	1.4755	0.26	7.9208	1.41	6.7710	1.26
Características del profesor						
Hombres	-2.5044	-0.47	-1.4772	-0.32	-2.5641	-0.79
Especialización en la materia	-4.2071	-0.85	-2.9340	-0.56	2.6719	0.70
Diplomado o licenciado	-4.0433	-0.35	1.9933	0.24	-4.8099	-0.55
Máster o doctorado	17.3909	1.54	18.4211	2.06	6.7295	0.94
Edad entre 20 y 30 años	9.0693	0.96	15.2245	1.17	7.1341	0.65
Edad entre 30 y 50 años	0.5737	0.15	0.2272	0.06	0.1055	0.02
Más de 5 años de experiencia	17.8071	3.22	15.5477	2.03	11.2885	1.67
Constante	378.4389	18.1	402.7731	24.5	444.9265	22.40
Efectos aleatorios: desviación estándar						
Colegio público	13.9859	11.93	17.3497	4.00	0.0000	0.00
Media ISEI padre	0.4905	0.11	0.4469	0.07	0.3005	0.16
Constante	0.0004	0.01	0.0003	0.00	20.6710	3.86
Residual	51.7527	1.02	53.0912	0.93	52.1651	0.75

Tabla 3.7. Modelos HLM para las puntuaciones en matemáticas

	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del estudiante						
<i>Demográficas</i>						
Chico						
cons	11,00	4,28	11,80	4,77	5,36	0,31
público					-5,92	-1,06
media ISEI					0,23	0,62
Edad=9 años	52,29	3,49	37,85	9,29	45,72	2,89
Edad=10 años	21,00	1,41			14,88	0,92
Edad mayor de 10 años	-25,95	-1,36			-31,34	-1,67
Trimestre nacimiento=primero	46,55	9,35	51,87	10,96	45,30	8,45
Trimestre nacimiento=segundo	17,81	5,60	18,03	6,07	16,05	4,49
Trimestre nacimiento=tercero	3,69	1,20	5,17	1,73	3,55	1,00
<i>Educativas</i>						
Preescolar: 3 o más años	6,72	2,45	8,02	3,02	6,98	2,51
Edad entrada a primaria=6	4,12	1,63			3,37	1,27
Edad entrada a primaria>6	-2,21	-0,15			2,91	0,21
<i>Socioeconómicas</i>						
ISEI Padre						
cons	0,74	1,18	0,34	3,91	1,22	1,95
público	-0,21	-1,16			-0,19	-1,02
media ISEI	-0,01	-0,60			-0,02	-1,46
ISEI Madre						
cons	0,42	5,17	0,41	0,93	0,41	5,09
público			0,39	2,74		
media ISEI			0,00	-0,49		
Más de 100 libros	16,77	5,65	14,88	5,49	15,69	5,71
Características del colegio						
En ciudad grande						
cons	17,43	1,95	-66,91	-2,43	-60,334	-1,85
público	-30,69	-2,78	-16,93	-1,80	-20,19	-1,84
media ISEI			1,90	2,93	1,79	2,45
En pueblo	5,04	0,83			2,88	0,49

Tabla 3.7. Modelos HLM para puntuaciones en matemáticas (cont.)

	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del profesor						
Hombres	-3,63	-0,65			-4,22	-1,10
Especialización en la materia	-2,44	-0,48			-1,98	-0,45
Diplomado o licenciado	0,91	0,08			-2,03	-0,15
Máster o doctorado	13,35	1,26			13,19	1,48
Edad entre 20 y 30 años	4,45	0,41			2,87	0,25
Edad entre 30 y 50 años	-1,20	-0,31			-0,30	-0,08
Más de 5 años de experiencia	17,98	2,75	13,98	2,99	15,66	1,83
<i>Constante</i>						
cons	323,88	8,58	381,00	13,37	340,86	8,44
público	25,41	2,26	-1,70	-0,18	24,30	2,00
media ISEI	0,83	1,13	0,12	0,18	0,63	0,72
Efectos aleatorios: desviación estándar						
Constante	26,91	<0,001	23,5			
Media del ISEI del padre	0,18	0,01	0,1			
Residual	52,25		52,3			

Tabla 3.8. Modelos HLM para puntuaciones en ciencias

	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del estudiante						
<i>Demográficas</i>						
Chico	8,9300	3,67				
cons			8,7200	1,40	9,8800	4,10
público			-6,7600	-1,20		
media ISEI			0,1100	0,27		
Edad=9 años	38,8200	4,08	39,5700	4,19	35,9700	8,91
Edad=10 años	10,0200	1,06	10,9800	1,16		
Edad mayor de 10 años	-42,6900	-2,67	-40,9600	-2,54		
Trimestre nacimiento=primero	45,9200	8,57	45,4300	8,48	52,3800	10,67
Trimestre nacimiento=segundo	16,1000	4,02	15,9300	3,98	17,5100	5,15
Trimestre nacimiento=tercero	4,1600	1,09	4,2100	1,11	5,9600	1,88
<i>Educativas</i>						
Preescolar: 3 o más años	4,3900	1,54	4,4600	1,59	5,8700	2,11
Edad entrada a primaria=6	5,6700	1,90	5,2800	1,79		
Edad entrada a primaria>6	-1,1900	-0,06	-1,2600	-0,07		
<i>Socioeconómicas</i>						
ISEI Padre						
cons	0,8800	1,48	1,0400	1,74	0,3500	4,12
público	-0,2000	-1,22	-0,1700	-1,08		
media ISEI	-0,0100	-0,85	-0,0100	-1,18		
ISEI Madre						
cons	0,4400	5,13	0,4400	5,11	0,4300	0,10
público					0,35	2,43
media ISEI					0	-0,35
Más de 100 libros	17,7900	5,83	17,8700	5,90	16,0700	5,72
Características del colegio						
En ciudad grande						
cons	-4,3200	-0,68	-94,1200	-3,28	-104,2900	-3,69
público			-6,3100	-0,61	-3,37	-0,34
media ISEI			2,3900	3,59	2,52	3,79
En pueblo	7,1200	1,21	7,8100	1,40		

Tabla 3.8. Modelos HLM para puntuaciones en ciencias (cont.)

	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del profesor						
Hombres	-2,7600	-0,55	-3,0300	-0,62		
Especialización en la materia	-2,7600	-0,54	-1,1500	-0,23		
Diplomado o licenciado	3,1400	0,34	3,0800	0,42		
Máster o doctorado	14,7200	1,68	15,8900	1,57		
Edad entre 20 y 30 años	15,1100	0,99	12,4400	0,91		
Edad entre 30 y 50 años	-0,8600	-0,21	-0,8400	-0,20		
Más de 5 años de experiencia	18,5200	2,02	16,7400	2,07	10,6600	5,68
Constante						
cons	374,0200	11,91	398,5800	11,70	445,9500	15,91
público	7,7700	0,91	13,6100	1,41	-12,2300	-1,48
media ISEI	0,5900	0,75	-0,1500	-0,19	-0,6000	-0,87

Efectos aleatorios: desviación estándar	p-val					
Constante	23,2400	<0.001	20,7100	<0.001	22,87	<0.001
Media del ISEI del padre	0,0800	0,21	0,0600	0,21	0,0800	0,17
Residual	53,8300		53,7400		54,25	

Tabla 3.9. Modelos HLM para puntuaciones en lectura

	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del estudiante						
<i>Demográficas</i>						
Chico						
cons	-5,6800	-2,13	-5,6600	-2,20	15,6200	0,95
público					-9,4200	-1,86
media ISEI					-0,3900	-1,09
Edad=9 años	26,5800	1,31	26,8700	1,41	27,6600	1,45
Edad=10 años	8,2800	20,39	8,4000	0,43	9,2300	0,47
Edad mayor de 10 años	-28,1200	-1,22	-28,5300	-1,33	-26,7700	-1,25
Trimestre nacimiento=primero	31,9800	5,38	32,2600	6,01	31,7500	5,93
Trimestre nacimiento=segundo	13,0900	3,31	13,2100	3,06	12,9300	2,97
Trimestre nacimiento=tercero	-1,3500	-0,34	-1,3500	-0,32	-1,4000	-0,33
<i>Educativas</i>						
Preescolar: 3 o más años	3,2400	1,05	3,1600	1,01	3,1400	1,07
Edad entrada a primaria=6	6,8500	2,32	6,9000	2,22	6,6400	2,14
Edad entrada a primaria>6	-5,2100	-0,35	-5,2400	-0,32	-4,6300	-0,26
<i>Socioeconómicas</i>						
ISEI Padre	0,3000	0,41	0,2400	2,21	0,3600	0,49
cons	-0,1600	-0,78			-0,1400	-0,74
público	0,0000	0,05			0,0000	-0,05
media ISEI						
ISEI Madre	0,3000	3,38	-0,3800	-0,77	0,3000	3,71
cons			0,1300	0,94		
público			0,0100	1,37		
media ISEI	16,1300	5,31	15,9700	4,96	16,3800	5,19
Más de 100 libros						
Características del colegio						
En ciudad grande						
cons	-8,7700	-1,21	-8,4900	-0,96	-114,6700	-2,79
público					1,4200	0,09
media ISEI					2,6500	2,98
En pueblo	6,0500	0,91	6,1400	0,88	7,7100	1,19

Tabla 3.9. Modelos HLM para puntuaciones en lectura (cont.)

	Coef.	z	Coef.	z	Coef.	z
Características del profesor						
Hombres	-0,7200	-0,18	-0,6200	-0,15	-1,4500	-0,35
Especialización en la materia	2,3200	0,45	1,9800	0,39	3,5600	0,69
Diplomado o licenciado	1,5600	0,11	1,4200	0,11	1,2000	0,09
Máster o doctorado	5,4600	0,59	5,8700	0,62	6,6300	0,69
Edad entre 20 y 30 años	9,4200	0,77	9,0100	0,58	8,1600	0,59
Edad entre 30 y 50 años	-0,5200	-0,11	-0,6800	-0,12	-0,0500	-0,01
Más de 5 años de experiencia	14,5900	1,58	14,2600	1,56	13,4600	1,62
Constante						
cons	407,9300	10,09	432,9800	12,17	423,2800	11,35
público	9,5100	0,92	-0,8800	-0,08	14,9800	1,36
media ISEI	0,6900	0,94	0,2200	0,32	0,1400	0,18
Efectos aleatorios: desviación estándar						
		p-val				
Constante	17,2100	<0.001	17,6600	<0.001	16,9700	<0.001
Media del ISEI del padre	0,1200	<0.001	0,1500	<0.001	0,1600	<0.001
Residual	52,4200		52,4000		52,3300	

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anghel, B. y A. Cabrales (2010), "Los determinantes del éxito en la educación primaria en España", Mimeo.
- Alba-Ramírez, A. (1993), "Mismatch in the Spanish labor market: Overeducation?," *The Journal of Human Resources*, 28, 259-278.
- Bedard, K. & E. Dhuey (2006) "The Persistence of Early Childhood Maturity: International Evidence of Long-Run Age Effects," *Quarterly Journal of Economics*, 121(4), 1437-1472.
- Birnbaum, A. (1968), Some latent trait models and their use in inferring an examinee's ability, en Lord y Novick (Eds.), *Statistical Theories of Mental Test Scores*, Addison-Wesley.
- Black, S., Devereux, P. & Salvanes, K. (2011), "Too young to leave the nest? The effects of school starting age," *The Review of Economics and Statistics*, 93 (2), 455-467.
- Crawford C., Dearden L. & C. Meghir (2007) "When you are born matters: the impact of date of birth on educational outcomes in England", Institute of Fiscal Studies.
- Cunha, F. & J. Heckman (2010), "Investing in our young people", *NBER Working Paper* 16201.

- Currie, J. (2001), "Early childhood education programs", *Journal of Economic Perspectives*, vol. 15, Nº 2, pp. 213-238.
- Duncan, O. (1961), "A socioeconomic index for all occupations," en Reiss (Ed.), *Occupations and social status*, 139-161, Free Press.
- EURYDICE (2005), *Key data on education in Europe 2005*, Comisión Europea.
- Ganzeboom, H., P. De Graaf & D. Treiman (1992), "A standard international socio-economic index of occupational status," *Social Science Research*, 21, 1-56.
- García Montalvo, J. (1995), "Empleo y sobrecualificación: el caso español", documento de trabajo Nº 95-20, Fundación de Estudios de Economía Aplicada (FEDEA).
- García Montalvo, J. (2001), *Educación y empleo de los graduados superiores en Europa y en España*, Fundación Bancaixa.
- García Montalvo, J. (2008), "The return to schooling in Spain," mimeo, preparado como documento de base para el Economic Survey of Spain 2008 de la OCDE.
- García Montalvo, J. (2012), "La reforma de la educación en España: el principio y el final," *Papeles de Economía Española*, 133, 117-128.
- García Montalvo, J. y Peiro, J.M. (2001), *El mercado laboral de los jóvenes: formación, transición y empleo*, Fundación Bancaixa.
- García Montalvo, J. y Peiro., J.M. (2009), *Análisis de la sobrecualificación y la flexibilidad laboral: observatorio de la inserción laboral de los jóvenes 2008*, Fundación Bancaixa.
- García Montalvo, J., Peiro, J.M. y Soro., A. (2003), *La inserción laboral de los jóvenes: 1996-2003*, Fundación Bancaixa.
- García Montalvo, J., Peiro, J.M. y Soro., A. (2006), *Los jóvenes y el mercado de trabajo en la España urbana*, Fundación Bancaixa.
- Gil, J. (2013), "Medición del nivel socioeconómico familiar en el alumnado de Educación Primaria," *Revista de Educación*, 362.
- Hanushek, E. & Woessmann, L. (2008), "The role of cognitive skills in economic development," *Journal of Economic Literature*, vol. 46, Nº 3, pp. 607-668.
- Hanushek, E. & Woessmann, L. (2010), *The high cost of low educational performance: the long run impact of improving PISA outcomes*, OECD PISA Program.
- Heckman, J. et al. (2009), "The rate of return to the HigScope Perry Preschool program", *Journal of Public Economics*, Nº 94, pp. 114-128.

Hidalgo-Hidalgo, M. y García-Pérez, J. I. (2012), "Impacto de la asistencia a educación infantil sobre los resultados académicos del estudiante de primaria," en este volumen.

Joncas, M. & Foy, P. (2012), *Sample Design in TIMSS and PIRLS*.

Knudsen, E.I. et al. (2006), "Economic and neurobiological and behavioral perspectives on building America's workforce", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 103, Nº 27, pp. 10155-10162.

Martin, M., Mullis, I., Gregory, K., Hoyle, C. & Shen, C. (2000), *Effective schools in Science and Mathematics*, IEA's Third International Mathematics and Science Study.

Martínez, J. & C. Córdoba (2012), "Rendimiento en lectura y genero: una pequeña diferencia motivada por factores sociales," en este volumen.

Mislevy, R., Beaton, A., Kaplan, B. & Sheehan, K. (1992), "Estimating population characteristics from Sparse Matrix Samples of item responses," *Journal of Educational Measurement*, 29 (2), 133-161.

National Center for Education Statistics (2001), *Using TIMSS to analyze correlates of performance variation in mathematics*, Working Paper 2001-05.

OCDE (Organisation for Economic Co-operation and Development) (2008), "Raising education outcomes" cap. 3 de *Economic Survey of Spain 2008*.

OCDE (Organisation for Economic Co-operation and Development). (2010), *Education at a glance 2010*.

Olson, J., Martin, M. & Mullis, I. (2008), *TIMSS 2007 Technical Report*.

Raudenbush, S. & Bryk, A. (2002), *Hierarchical linear models* (second edition). Sage.

Rubin, D. (1987), *Multiple imputation for nonresponse in surveys*. Willey.

Sahn, D. & Younger, S. (2007), *Decomposing world education inequality*, Working Paper, Cornell University.

Sirin, S. (2005), "Socioeconomic status and academic achievement: a meta-analytic review of research," *Review of Educational Research*, 75 (3), 417-453.

Wöbmann, L. (2003), "School resources, educational institutions and student performance: the international evidence," *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 65 (2).

Wu, M. (2005), "The role of plausible values in large-scale surveys," Postlethwaite (Ed.) Special Issue on *Studies in Educational Evaluation* in memory of R. Wolf, 31, 114-128.

Wu, M. (2010), "Comparing similarities and differences of PISA 2003 and TIMSS," OECD Education Working Paper 32.

APÉNDICE I: NOTAS SOBRE PESOS

Existen multitud de variables que recogen los distintos componentes de los pesos finales asignados a cada observación o a cada escuela. Las definiciones son las siguientes:

WGTFAC1: pesos escuelas

WGTADJ1: pesos escuelas ajustados (por participación, ver TIMSS 2007 TECHNICAL NOTE chapter Sample design in TIMSS and PIRLS)

WGTFAC2: pesos clases

WGTADJ2: pesos clases ajustados

WGTFAC3: pesos estudiantes

WGTADJ3: pesos estudiantes ajustados

SCHWGT: peso diseñado para el análisis a nivel de escuelas

TCHWGT, peso diseñado para utilizar el background de los profesores en el análisis a nivel de estudiantes basado en TOTWGT. MATWGT, SCIWGT son pesos si se usan solo los profesores de matemáticas o solo los de ciencias

TOTWGT es el peso para el análisis individual de los estudiantes en un país concreto. Eleva la suma de todos los pesos al total de alumnos en ese nivel educativo (en España cuarto de primaria)

SENWGT: peso para individuos que se utiliza si se quieren comparar países. Se corresponde a 500 estudiantes en cada país.

HOUWGT: peso que se utiliza si el programa estadístico no puede trabajar con los pesos que elevan al total el número de estudiantes.

Siguiendo la definición del capítulo de TIMSS 2007 Technical guide sobre sampling el producto de los pesos de cada nivel (escuela, clase, individuo) ajustado por su participación produce los pesos para ponderar los análisis a nivel de estudiante.

$TOTWGT = WGTFAC1 * WGTADJ1 * WGTFAC2 * WGTADJ2 * WGTFAC3 * WGTADJ3$

La definición de estos pesos está en el capítulo correspondiente de la TECHNICAL NOTE TIMSS 2007. Joncas y Foy (2012) describen los pesos para la muestra e 2011 que sigue básicamente el mismo esquema que el utilizado con anterioridad.

TOTWGT_P: pesos estudiantes PIRLS análisis individual.

SCHWGT_P: pesos escuelas PIRLS.