

## **DIVERSIDAD DE CENTROS, CONOCIMIENTOS MATEMÁTICOS Y ACTITUDES HACIA LA ENSEÑANZA DE LAS MATEMÁTICAS DE LOS FUTUROS MAESTROS EN ESPAÑA**

**José Manuel Lacasa** (Director del IFIE)

**Juan Carlos Rodríguez** (Analistas Socio-Políticos y Universidad Complutense de Madrid)

### **RESUMEN**

La formación de los futuros maestros es una pieza clave en la calidad de la enseñanza. Esta formación depende, por un lado, de las características individuales de los aspirantes a maestro y, por otro, del centro donde reciben esta formación. En este trabajo se ha intentado deslindar ambos componentes para estudiar el efecto neto del centro de formación –las Facultades de Educación españolas– tanto en los conocimientos como en las creencias de sus alumnos, a través de la base de datos de TEDS-M. Los resultados ponen de manifiesto que el centro casi no influye en la variación de conocimientos matemáticos y de didáctica de las matemáticas de los futuros maestros, e influye algo en la variación de las creencias de los alumnos sobre estos aspectos. Los conocimientos matemáticos son adquiridos a lo largo de la trayectoria escolar preuniversitaria, especialmente en Secundaria, y su nivel condiciona muy sustantivamente el nivel de conocimientos en didáctica de los alumnos. Los centros bien dejan poca huella en los conocimientos didácticos, bien dejan la misma huella, una huella no precisamente brillante a la vista de los resultados comparados de los futuros maestros españoles. Probablemente se debe a la tradición de planes de estudio comunes y a los escasos incentivos para diferenciarse a que se enfrentan las Facultades de Educación. Por otro lado, sí se aprecia una cierta influencia de la cultura del centro en las creencias de sus alumnos, similar a la de algunas características individuales relevantes, lo que apunta a la necesidad de

incorporar más sistemáticamente el factor cultural en los estudios sobre la influencia de los centros en los resultados educativos.

## **LA POSIBLE RELEVANCIA DE LOS EFECTOS DEL CENTRO ESCOLAR PARA ENTENDER LOS RESULTADOS EDUCATIVOS**

Durante mucho tiempo, en disciplinas como la Economía o la Sociología de la Educación, que unos estudiantes obtuvieran mejores resultados escolares (o laborales, o vitales, si el análisis se extendía a las consecuencias a largo plazo) que otros se intentó explicar a partir de factores individuales. Entre estos factores destacaron los estructurales relacionados con la familia de origen del estudiante, pues pronto se observaron asociaciones sustantivas de algunas de sus características con el rendimiento escolar medido de diversas formas. Según la orientación teórica de los autores, o los datos disponibles, esas variables familiares de carácter estructural se conceptualizaron como variables de clase social del hogar, de nivel educativo máximo de uno y/o los dos padres, de nivel de ingresos del hogar, de dotación de recursos materiales y/o culturales del hogar<sup>1</sup>, o, incluso, de prácticas culturales de los padres, en el supuesto, para bastantes, de que si bien las causas últimas tenían un componente cuasi-material (nivel de renta, recursos materiales), los mecanismos intermediarios tenían que ver con actitudes, disposiciones o creencias vinculadas a comportamientos cercanos al comportamiento último que se pretendía medir, el escolar<sup>2</sup>.

Más adelante se introdujeron factores individuales relacionados con el comportamiento de los propios estudiantes, tales como el esfuerzo aplicado a sus tareas o un conjunto de hábitos afines con la disciplina escolar, atendiendo al hecho de que las variables estructurales, aun siendo tradicionalmente las que más varianza explicaban, siempre han dejado una gran parte de aquella sin explicar. Lo fundamental es que dichos comportamientos estudiantiles solo estaban en parte explicados por los factores estructurales, de modo que podía asignárseles un poder explicativo propio, y no menor. Por esta vía, la de los factores estrictamente individuales se incorporó o reincorporó, todavía marginalmente, a la discusión sobre el rendimiento escolar la consideración de factores no sociales o culturales, tales como las capacidades cognitivas, con el probable efecto de reducir el peso explicativo, como poco, de las variables estructurales familiares<sup>3</sup>.

Desde hace un par de décadas a los factores individuales, tanto familiares como propiamente individuales, se han añadido otros de carácter supraindividual o extrafamiliar. Si

---

<sup>1</sup> Una revisión de la evolución de la bibliografía empírica sobre esa temática puede verse en Pérez-Díaz, Rodríguez y Fernández (2009: 16-25).

<sup>2</sup> Se trata de la perspectiva del sociólogo francés Bourdieu. Véase Fernández y Rodríguez (2008), en cuyo texto también se recoge lo sustancial de la bibliografía teórica sobre los factores familiares y los estrictamente individuales a los que hacemos mención a continuación, así como se contrastan empíricamente varias hipótesis derivadas de esas teorías.

<sup>3</sup> Véanse sendas revisiones de dicha bibliografía en Pérez-Díaz, Rodríguez y Fernández (2009: 27-31) y Fernández (2009).

nos referimos exclusivamente a los estudiantes de un país o de una región sometidos a la misma regulación educativa, entre esos últimos factores los que han adquirido más relevancia son: los relacionados con las zonas de residencia (los barrios) de las familias; las características de los centros escolares de los estudiantes, medidas a escala de centro o a escala de aula, e incluso medidas para determinados profesores en concreto; y la existencia de competencia local entre unos y otros centros, así como los rasgos de aquella.

Los estudios sobre los efectos del centro escolar (*school effects*) en el rendimiento académico, tanto en sus comienzos como durante buena parte de su desarrollo, han tendido a hacer uso, lógicamente, de las variables con indicadores más accesibles. Por eso, y por otras preferencias de los autores, durante mucho tiempo los argumentos más habituales han sido los siguientes. En primer lugar, los que relacionaban el rendimiento de los alumnos con el nivel de recursos de cada escuela, medido este con indicadores como el número de alumnos por aula, la ratio alumnos/profesor, el gasto por alumno, el nivel de titulación de los profesores del centro o, más recientemente, la dotación de recursos tales como los informáticos. En segundo lugar, los que atendían a la posible influencia que puedan tengan determinados rasgos del grupo de iguales del alumno (*peer effects*) en el rendimiento de este, desde el nivel social o educativo medio de sus familias hasta la conducta y los rendimientos escolares de esos pares, pasando por la mera composición por sexos del grupo. Probablemente son los estudios sobre los efectos de los compañeros los que han descubierto efectos más claros en el rendimiento escolar<sup>4</sup>, si bien en algún estudio que analiza conjuntamente la influencia de variables individuales, efectos de centro y efectos de compañeros, se comprueba que los compañeros importan menos que el centro y ambos mucho menos que las características individuales de los estudiantes (Kramarz, Machin y Ouazad, 2008). En tercer lugar, los que atañían a ciertas características institucionales de los centros, entre las cuales, por la facilidad de medida, entre otras razones, se primó, al principio, la de la titularidad de los centros, esto es, si se trataba de centros públicos o privados.

Con la emergencia de encuestas mucho más sofisticadas, tales como las vinculadas a los estudios PISA, TIMSS o PIRLS, y la disponibilidad de bases de datos locales, incluso longitudinales, con informaciones vinculadas de alumnos, familias y escuelas, los argumentos de los efectos de las escuelas en el rendimiento de los estudiantes se han hecho más variados y complejos. Esto se aplica, en especial, a las explicaciones institucionalistas, que, por ejemplo, han ido incorporando crecientemente variables relativas a la mayor o menor autonomía de los centros en el manejo de recursos (humanos o no) y en el diseño de sus

---

<sup>4</sup> Así se ve en la revisión de Webbink (2005) y en múltiples estudios aparecidos desde entonces, entre los que pueden citarse los siguientes: van Ewijk y Sleegers (2006), Lavy, Paserman y Schlosser (2008), Carrell y Hoekstra (2008), Burke y Sass (2008), Neidell y Waldfogel (2008), Brunello y Rocco (2011), Di Paolo (2010), Kiss (2011) y Gibbons y Telhaj (2012). No pocos de estos estudios han descubierto que los efectos de los compañeros no son homogéneos, sino que suelen darse más en determinado tipo de estudiantes que en otros, especialmente en los alumnos con capacidades más bajas.

propios estilos pedagógicos<sup>5</sup>. Y se aplica también a la creciente presencia de argumentos, por así decirlo, culturalistas, es decir, los que enfatizan el poder explicativo de las creencias de profesores y directores de los centros o, incluso, exploran la relevancia para el rendimiento escolar de la construcción de identidades de centro (Ji, 2009). Dichas creencias pueden referirse directamente a la enseñanza, por ejemplo, a cómo se entienda el aprendizaje<sup>6</sup>, o pueden ser más generales y referirse, por ejemplo, a cómo se entienden las relaciones jerárquicas y como estas se traducen en las prácticas de enseñanza (Algan, Cahuc y Shleifer, 2011).

En última instancia, la pregunta más interesante a la que podrían responder este tipo de estudios es doble. Por una parte, se trata de saber si hay efectos propios de los centros escolares más allá del mero hecho de que ofrezcan de manera indiferenciada unas materias durante un tiempo más o menos prolongado, lo cual, *ceteris paribus*, redundará en que quienes acuden a ellos acaban adquiriendo, como mínimo, los rudimentos de dichas materias. Por otra parte, y más importante, se trata de saber si tienen efectos propios que dependan de características no reducibles a la mera composición social o por niveles educativos de las familias de origen de sus estudiantes, es decir, no reducibles al mero efecto de los compañeros. Está comprobado que el rendimiento de un alumno se asocia positivamente con el estatus sociocultural (clase social, nivel educativo) medio de las familias del centro. Como se argumenta en los estudios de la OCDE, cuanto mayor es el nivel social medio de las familias del centro más conducente al aprendizaje es el ambiente escolar (OECD 2007a: 231).

Cabe recordar, de todos modos, que ese tipo de interpretación de la asociación entre el nivel social medio de un centro y el rendimiento de cada alumno, aunque plausible, no es la única compatible con los datos. No sabemos tanto sobre cómo se produce la influencia de los iguales, y las evaluaciones internacionales del tipo de los estudios PISA no nos ayudan tanto a descubrirlo, pues tienden a tratar lo que ocurre en clase como una caja negra (Pedró 2012: 149; Montalvo y Gorgels 2013: 23). Por tanto, no podemos descartar otra hipótesis, que no necesariamente contradice la explicación habitual: podría ocurrir que los centros de mayor calidad (mejor manejo de recursos, mejor pedagogía...) atraigan más a las familias de mayor nivel cultural, bien porque estas sean más capaces de descubrir ese tipo de centros en un sistema tan opaco como el español, bien porque sean más capaces de atravesar la tela de araña legal de la regulación de la admisión de alumnos en los centros sostenidos con fondos públicos.

---

<sup>5</sup> Entre esos estudios más sofisticados, pueden verse, entre otros, los de Rivkin, Hanushek y Kain (2005), Lefebvre, Merrigan y Verstraete (2008), el ya citado de Kramarz, Machin y Ouazad (2008), Dobbie y Fryer (2009) o Berkowitz y Hoekstra (2011).

<sup>6</sup> Al respecto podemos referirnos a la atención otorgada por el estudio TALIS de la OCDE no solo a las metodologías utilizadas por los profesores de secundaria, que sintetizan en tres índices, sino también a sus creencias sobre la enseñanza, resumidas en un índice de “creencias relativas a la transmisión directa” y otro de “creencias constructivistas” (OECD 2009: 92-95).

En otros términos, convendría que los estudios de efectos del centro escolar nos permitieran responder a la pregunta de si hay un valor añadido de los centros propiamente dicho. Responder a esta pregunta es importante para los niveles básicos de la enseñanza, esto es, para los niveles primario y secundario, tanto porque pueda orientar las decisiones de los administradores del sistema educativo, primando unos modelos u otros, como porque pueda orientar las elecciones de centro que efectúan las familias. A esos niveles se ha orientado la atención del grueso de los estudios sobre los efectos del centro escolar. Sin embargo, es incluso más relevante para los niveles superiores, por ejemplo, para la universidad.

Que unas facultades sean mejores que otras o, simplemente, que sean distintas, es decir, que ofrezcan un tipo de enseñanza específico o un balance específico en el binomio enseñanza/investigación que puedan ser valorados sería lo esperable en sistemas universitarios como el español que han de responder a una gran diversidad de demandas y necesidades sociales. No tanto en términos de reducción de las desigualdades sociales, pues a este fin se dedican, más bien, la escuela Primaria y la Secundaria, sino en términos de la adquisición de conocimientos apropiados para el desempeño de una variedad de funciones sociales (profesiones, por ejemplo) y para el crecimiento cultural de los individuos (y la concomitante diversidad cultural, en nuestras sociedades). Empero, se trata no solo de atender a esa diversidad de demandas, sino de hacerlo eficiente y eficazmente. De ahí la relevancia de contar con experiencias diversas susceptibles de suscitar la mejora, por emulación o por el rechazo de modelos fracasados.

Además, la capacidad de elegir con que cuentan, en general, los estudiantes universitarios es mayor que la de los padres de alumnos en Primaria o Secundaria. Por lo pronto, sus elecciones están mucho menos determinadas por la proximidad del hogar, incluso en un país con tan poca movilidad territorial estudiantil como España. Por último, esas elecciones pueden, en su caso, formar parte de mecanismos de competencia que inciten a los centros a mejorar su oferta para mantener su matrícula estudiantil o, incluso, aumentarla, con los posibles efectos benéficos que una competencia tal pudiera tener para el conjunto de un sistema universitario.

Nuestro trabajo se inserta entre los que estudian los efectos de centro escolar en el nivel universitario, analizándolos en un campo, el de los estudios de Magisterio, en el que esos efectos podrían ser relevantes no solo para aquel nivel, sino para el conjunto del sistema de enseñanza. Esto último es especialmente interesante en España, pues descubrir posibles efectos (positivos) de determinadas facultades de educación en la preparación de los maestros podría ser útil para iluminar la discusión y las reformas en curso sobre la formación de maestros, y de los profesores de Secundaria.

## LA BASE DE DATOS (EL TEDS-M) Y LAS VARIABLES DISPONIBLES

En principio, la base de datos que utilizamos en nuestro análisis, la del *Teacher Education Study in Mathematics* (TEDS-M) sería bastante apropiada para responder al tipo de preguntas formuladas más arriba. Nosotros nos proponemos ofrecer una primera respuesta utilizando los datos españoles.

En lo tocante a la medida del rendimiento escolar, en este caso, a la preparación de los futuros maestros de matemáticas, TEDS-M nos proporciona, por una parte, de los resultados de dos pruebas de aptitud pasadas por estudiantes de Magisterio. Una de ellas mide conocimientos matemáticos y otra, conocimientos de didáctica de las matemáticas. Además, nos permite conocer un conjunto de creencias sobre las matemáticas de esos estudiantes, las cuales, en principio, podrán influir, junto con los conocimientos de la materia y de cómo enseñarla, en el ejercicio profesional de los futuros maestros.

Las bases de datos de TEDS-M que hemos utilizado para los análisis de los conocimientos y creencias de los alumnos de Magisterio en España son tres: la primera recoge las respuestas de los directivos sobre su institución (se trata de los decanos de Facultades de Educación), la segunda recoge las respuestas de los docentes de esas instituciones, y la tercera recoge los datos de los alumnos<sup>7</sup>.

El cuestionario aplicado a los directivos recaba información sobre algunas características del centro, tales como el tipo de centro, criterios de admisión, objetivos del programa de estudios, políticas internas, recursos económicos, número de alumnos y profesores, diseño de las prácticas, etc. Aun siendo muy rica la base de datos que se elabora a partir de dicho cuestionario, tiene dos problemas de relieve. Por una parte, no podemos situar el centro en su comunidad autónoma, algo que, como veremos, limita el análisis. Por otra, los datos de recursos económicos son poco aprovechables: o no se contestan, o difieren entre unos centros y otros en varios órdenes de magnitud, algo absurdo, que nos obliga a prescindir de ellos.

El cuestionario de profesores recoge información sobre características personales, puesto que ocupa, tareas encomendadas, formación previa y experiencia profesional e investigadora, pero también descripciones detalladas de lo que los alumnos pueden aprender en sus clases. Además, se les preguntó a los docentes sobre sus creencias con respecto a la naturaleza de las matemáticas y de su aprendizaje, utilizando un test idéntico al que se facilitó a los alumnos. Hemos usado bastantes variables de esta base de datos, pero como no es posible establecer una conexión directa entre profesor y alumno, más allá de pertenecer

---

<sup>7</sup> Véase una descripción de estas bases de datos en Brese y Tatto (2012a: 17-26). Los cuestionarios están editados en Brese y Tatto (2012b).

ambos al mismo centro, hemos optado por agregar las respuestas de todos los docentes de una misma institución y transformarlas en variables del propio centro. Esta agregación ha consistido en algunos casos en establecer proporciones (por ejemplo, el porcentaje de profesores especializados en matemáticas en el claustro del centro) y en otros, medias, como las calculadas con los índices de creencias sobre las matemáticas elaborados por el propio TEDS-M. Se exploró la posibilidad de utilizar, en vez de medias, percentiles –en la idea de que, a menudo, la influencia de una mentalidad en un centro puede venir no del conjunto del claustro, sino de un grupo pequeño pero con rasgos muy marcados y gran influencia–, pero los resultados fueron más bien magros y se abandonaron estas variables en el análisis final.

El cuestionario de alumnos recoge, además de los resultados en las áreas evaluadas, las características personales de los alumnos, alguna información del contexto familiar y del nivel de estudios de sus progenitores, los estudios previos y el nivel de matemáticas que cursaron los alumnos en la Secundaria, las razones que le llevaron a elegir la carrera docente, un detallado cuestionario sobre lo que ha aprendido y hecho en las clases en las áreas de matemáticas, didáctica de las matemáticas y didáctica general, además de su experiencia en las prácticas docentes. Los alumnos responden también a un cuestionario de creencias sobre la naturaleza y el aprendizaje de las matemáticas idéntico al de los profesores, así como a un test de evaluación de la calidad de lo aprendido.

Aunque se han explorado más, las variables dependientes de nuestro estudio son cuatro: el resultado de cada estudiante en el test de conocimientos matemáticos, el resultado en el test de didáctica de las matemáticas y dos índices de creencias sobre las matemáticas elaborado por los propios autores del TEDS-M: el nivel de creencia en que la naturaleza de las matemáticas es un conjunto de reglas y procedimientos, y el nivel de creencia en que en el aprendizaje las matemáticas debe seguirse una metodología activa.

Tenemos en cuenta estas cuatro variables, por una parte, porque, en principio, de existir efectos sustantivos de centro escolar deberían reflejarse, en mayor o menor medida, en cada uno de los aspectos de la formación (y futura práctica) de los maestros que miden esas variables. Y por otra parte, de existir esos efectos, deberían ser mayores en unas variables dependientes y menores en otras.

En principio, los efectos de centro escolar distintos del mero efecto del grupo de compañeros deberían ser inexistentes o mínimos en el test de conocimientos matemáticos, pues los planes de estudio de Magisterio no han estado orientados a que los futuros maestros adquieran más conocimientos matemáticos, sino, más bien, a que adquieran las técnicas didácticas necesarias para transmitírselos a los alumnos de Infantil y Primaria. Además, el peso de las matemáticas de nivel universitario en los currículos es mínimo según los datos de

TEDS-M para España, como se pone de manifiesto en los valores de la variable *avanMat* (véase anexo II)<sup>8</sup>. Serían, en cualquier caso, resultados no esperados, no buscados a propósito.

En este sentido, de existir, los efectos del centro escolar deberían observarse con alguna nitidez en el test de didáctica de las matemáticas. Sin embargo, ni siquiera en este ámbito esperamos efectos muy claros, pues, primero, los planes de estudios de las distintas universidades han contado tradicionalmente, y aún hoy, con una parte común bastante amplia (INEE 2012: 65), herencia de una tradición en que dichos planes eran únicos en el pasado. Es decir, lo que se enseña a los futuros maestros en cada Facultad de Educación debe de ser bastante parecido. Segundo, las universidades españolas (y sus centros) no han sentido o tenido la necesidad de diferenciarse unas de otras para atraer alumnos, dada la tradicionalmente escasa competencia existente entre ellas. Tercero, tampoco ha debido de variar mucho la extracción y el nivel del profesorado ni las pautas institucionales básicas por las que se rigen los centros de formación de maestros. Y cuarto, las bases teóricas de todos los centros y de la mayoría de los profesores que en ellos enseñan responden a una adscripción clara a los postulados constructivistas, como ha puesto de manifiesto, con una crítica rigurosa de los planteamientos del modelo, Penalva (2008).

Con todo, podría haber ocurrido que los modos de enseñanza hubieran adquirido una cierta idiosincrasia en cada centro, sin necesidad de haberla buscado. Tal podría ser el caso si se dieran altas dosis de reclutamiento endogámico del profesorado. Se reclutaría como profesores a maestros u otros especialistas formados en la misma universidad, acostumbrados a ciertos hábitos, a recurrir a unas referencias y no a otras, etc. Un efecto similar podría producirlo un reclutamiento no tanto endogámico como, sobre todo, local, pues podría reproducir en las Facultades de Educación pautas culturales locales con posibles consecuencias en los modos de enseñanza.

No partimos de una idea preconcebida acerca de si la variación de las creencias sobre las matemáticas de los futuros maestros según el centro en que hayan estudiado será mayor o menor que la observable en el test de conocimientos y en el test de didáctica. En principio, imaginamos unos efectos menores, pues buena parte de las creencias sobre las matemáticas de los futuros maestros las habrán adquirido a lo largo de toda su trayectoria escolar preuniversitaria, que puede haber dejado una impronta más profunda que la que pueda dejar una carrera de Magisterio de tres años de duración.

Ante un número tan alto de variables dependientes –aunque luego se dejaron en cuatro, el número de dependientes estudiadas ha sido de siete– y debido a nuestros escasos

---

<sup>8</sup> Según los decanos de las facultades, solo un 22% de los alumnos estudia en algún momento del programa algo de matemáticas de nivel universitario. Ese algo tiene que ser muy poco, y muy superficial, pues la influencia de esta variable es nula sobre los conocimientos de matemáticas de los alumnos, como veremos en la sección de resultados. Además, el análisis de los programas de matemáticas confirma este hecho (INEE 2012: 61-65): solo el 6,6% de los créditos que los futuros docentes han de obtener pertenecen a contenidos de matemáticas, y solo el 0,2% pertenece a matemáticas de nivel universitario.



apriorismos con respecto al resto de covariables que podrían o no tener influencia significativa y sustantiva en los modelos finales, hemos escogido un elevado número de variables explicativas, tanto individuales como de centro, para intentar delimitar el origen del hipotético valor añadido específico de cada centro sobre los conocimientos y las creencias de los alumnos. Todas ellas se encuentran descritas en el anexo I del presente trabajo.

La selección y el orden de los Cuadros de resultados, así como el orden de la presentación de variables que se van estudiando, podrían resultar poco convencionales, pero se basan en cuestiones de claridad en la exposición, en aspectos metodológicos y en conclusiones a las que hemos llegado tras diversos análisis exploratorios de las relaciones entre las variables dependientes y entre estas y las covariables escogidas. Justificamos nuestra estrategia analítica y expositiva y nuestra metodología en el apartado siguiente.

### ESTRATEGIA Y ASPECTOS METODOLÓGICOS

Conviene, en general, hacer explícitos los supuestos desde los que se llevan a cabo los análisis empíricos, así como las limitaciones de los datos con los que se trabaja y de la técnica con que se recogen. Ello contribuye, y no poco, a descubrir errores y, especialmente, a aclarar el alcance de las conclusiones derivadas de dichos análisis, especialmente en un caso como el presente, en el que algunas variables dependientes pueden actuar como independientes en los algunos modelos.

Las variables dependientes de los dos primeros modelos son *math* (conocimientos en matemáticas) y *pmath* (conocimientos en didáctica de las matemáticas), resultados de los test correspondientes en TEDS-M. Ambas variables están sustantivamente correlacionadas, como se observa en el Cuadro 3.1.

**Cuadro 3.1-** Correlaciones entre las variables de creencias y resultados en los alumnos

	<i>creeReglas</i>	<i>creeProc</i>	<i>creeProfe</i>	<i>creeActiv</i>	<i>creeHFija</i>	<i>math</i>	<i>pmath</i>
<i>creeReglas</i>	1						
<i>creeProc</i>	-0.06	1					
<i>creeProfe</i>	<b>0.419**</b>	<b>-0.273**</b>	1				
<i>creeActiv</i>	-0.056	<b>0.465**</b>	<b>-0.295**</b>	1			
<i>creeHFija</i>	<b>0.283**</b>	<b>-0.255**</b>	<b>0.467**</b>	<b>-0.254**</b>	1		
<i>math</i>	-0.180**	0.153**	-0.171**	0.062	-0.111**	1	
<i>pmath</i>	-0.098**	0.067*	-0.124**	0.090**	-0.122**	<b>0.385**</b>	1

**Notas:** Se han marcado las correlaciones significativas al 0,05 con un asterisco, y las significativas al 0,01 con dos. En negrita se han marcado las correlaciones sustantivas (por encima de 0,2 en valor absoluto). Dado que el objeto es entender cómo se agrupan estas variables, no se ha empleado ponderación alguna. El número de casos es 1000 para todos los valores.

Con respecto a las variables sobre creencias acerca de las matemáticas, contábamos con cinco índices elaborados por TEDS-M: el nivel de creencia en la naturaleza de las matemáticas como un conjunto de reglas y procesos (que hemos denominado *creeReglas*), el nivel de creencia en la naturaleza de las matemáticas como un proceso de indagación (*creeProc*), el nivel de creencia en que el aprendizaje de las matemáticas ha de estar dirigido por el profesor (*creeProfe*), el nivel de creencia en que en el aprendizaje de las matemáticas debe seguirse una metodología activa (*creeActiv*) y el nivel de creencia en que el rendimiento en matemáticas depende sobre todo de una capacidad natural de alumno (*creeHFija*). El Cuadro 3.1 sugiere que nos encontramos con dos grupos de variables, uno formado por *creeReglas*, *creeProfe* y *creeHFija*, y otro formado por *creeProc* y *creeActiv*. En cada grupo las variables correlacionan positivamente entre sí, mientras que correlacionan negativamente con las del otro grupo. Por ello, y en aras de la simplicidad, hemos optado por trabajar con dos de ellas, *creeReglas* y *creeActiv* como representativas de las demás.

En segundo lugar, hemos de explicar una asimetría importante en los modelos que construimos para dar razón de cada variable independiente. Se trata de que utilicemos la variable *math* como variable independiente en los demás modelos, pero no utilicemos las otras tres variables dependientes como independientes en los modelos construidos para explicar *math*. Esto se debe a que consideramos que los conocimientos de matemáticas no se adquieren en la Facultad de Educación, sino antes, especialmente en el Bachillerato, siendo, por tanto, anteriores a la adquisición de conocimientos en didáctica de las matemáticas, que tiene lugar casi exclusivamente en la universidad. Las creencias sobre las matemáticas se han ido adquiriendo a lo largo de la vida académica del futuro maestro, pero consideramos que la formación didáctica que adquiere en la última etapa contribuye no poco a modular la forma de entender la materia.

Nuestra estrategia de presentación de los modelos, que se deriva de nuestro esfuerzo por determinar qué características de los centros de formación de maestros pueden dar razón de la variación que explican dichos centros, comienza controlando las bases previas de cada alumno, sus conocimientos y actitudes antes de ingresar en las Facultades de Educación. Para ello utilizamos variables relacionadas con el estatus socioeconómico del alumno, con los estudios previos que haya llevado a cabo y el nivel que haya alcanzado en ellos, así como, por último, con las razones que les han llevado a cursar estudios de Magisterio. A partir de ahí, estudiamos el posible efecto del centro desde tres ángulos: a) los posibles *peer-effects* derivados de cursar estudios con compañeros que tienen, por una parte, unas determinadas características socio demográficas y unas actitudes anteriores a la posible influencia del centro en que se forman como maestros, y, por otra, creencias en las que el centro ha podido ejercer cierta influencia, en ambos casos utilizando variables individuales agrupadas a escala de centro; b) los recursos humanos del centro; y c) las características y creencias de sus profesores recogidas en variables que agregan datos individuales a escala de centro. Por último, la técnica de análisis que empleamos en todos los casos es la regresión lineal

multinivel, pues contamos con variables de dos niveles, individuales (nivel del alumno) y de centro (medidas originalmente a esa escala o elaboradas por nosotros mismos a partir de medidas individuales, de alumnos o profesores). Construimos los modelos considerando las constantes de los centros como aleatorias y las pendientes de los centros como fijas (es decir, la relación entre la variable dependiente y las covariables no varía significativamente entre los centros). De hecho, llevamos a cabo análisis que consideraban las pendientes de los centros como aleatorias, pero las diferencias con los modelos con pendientes fijas no eran significativas, por lo que hemos preferido presentar los modelos más parsimoniosos. La enorme igualdad entre los resultados de los distintos centros es la que ha obligado a tomar esta decisión.

Como resultado de todo ello se han empleado para representar las variables individuales el siguiente modelo:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}x_{ij} + \dots + E_{ij} \quad [1]$$

Mientras que para las variables de centro la fórmula es la siguiente:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}z_j + \dots + U_{0j} \quad [2]$$

Como hemos establecido que la pendiente es igual en todos los centros:

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} \quad [3]$$

Sustituyendo en [1] con las fórmulas [2] y [3], la ecuación final, tras agrupar la parte aleatoria en el lado derecho, queda de la siguiente manera:

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{01}z_j + \dots + \gamma_{10}x_{ij} + \dots + (U_{0j} + E_{ij})$$

Este modelo nos permite distinguir la varianza residual ( $\sigma_E^2$ , a partir de  $E_{ij}$ ) de la de centro ( $\sigma_U^2$ , a partir de  $U_{0j}$ ), y así calcular el coeficiente de correlación intraclase o CCI (ver nota 11), y delimitar el efecto de las variables de cada nivel sobre cada tipo de varianza<sup>9</sup>.

## RESULTADOS

En este trabajo analizamos, por separado, las relaciones de cuatro variables dependientes con distintos grupos de covariables, más o menos las mismas en cada ocasión. Para evitar problemas de denominación, a partir de ahora nos referiremos a cada ecuación con la palabra “modelo”, mientras que al conjunto de modelos sobre la misma variable dependiente le llamaremos “panel”. Así, el Cuadro 3.4 es el panel de la variable dependiente

---

<sup>9</sup> Para la formulación y las decisiones metodológicas hemos seguido, sobre todo, a Pardo y Ruiz (2013: cap. 4), Gaviria y Castro (2005) y Raudenbush y Brik (2002).

*math*, y recoge distintos modelos numerados correlativamente, desde el modelo nulo (modelo 0) hasta, en este caso, el modelo 5. Por lo general, cada modelo tiene a su vez dos “submodelos”, el primero de los cuales contiene todas las variables analizadas pertenecientes a un grupo, mientras que el segundo solo conserva las variables con coeficientes significativos (modelo “neto”). Esta forma de presentación tiene la ventaja de que permite hacerse una idea cabal de cómo afectan, de forma neta, las variables significativas de cada grupo a la varianza residual ( $\sigma_E^2$ ) y, lo más importante, a la varianza atribuida a los centros ( $\sigma_U^2$ ).

Cada uno de los paneles sigue un patrón similar. Primero se describe el modelo nulo, del que recogemos cuatro estadísticos: la intersección, la varianza residual, la varianza atribuida al centro y el coeficiente de correlación intraclase<sup>10</sup>. Además, se facilita la razón de verosimilitudes frente a un modelo de regresión no jerárquica (LR-test) y el p-valor asociado<sup>11</sup>.

A continuación se describen los distintos modelos en los que se presentan como independientes distintos grupos de variables, por este orden: variables de los alumnos, variables de recursos del centro y variables de profesores. En función de la variable dependiente añadimos, además, otras variables que iremos describiendo en cada uno de los paneles. Para acabar, recogemos un modelo final que agrupa las variables que se han mostrado significativas en los anteriores. Para cada modelo “neto” (solo con variables significativas) se facilitan, además, la varianza residual y la explicada por el centro.

El primer modelo contendrá siempre las variables que hemos denominado “previas de los alumnos”, es decir, los indicadores que, a nuestro juicio, son característicos de cada alumno antes de cursar la carrera de maestro: sexo, edad, variables de contexto sociofamiliar, estudios previos y razones que le llevaron a estudiar para convertirse en docente. El modelo 1 de cada panel, el que incluye las variables significativas, es, por tanto, nuestro modelo de partida<sup>12</sup>, nuestra referencia para delimitar después los efectos del centro.

---

<sup>10</sup> El cociente de correlación intraclase (CCI) es la proporción de varianza explicada por el centro de la varianza total en el modelo nulo. Se calcula según la siguiente fórmula:

$$\rho = \frac{\sigma_u^2}{\sigma_u^2 + \sigma_e^2}$$

Puede interpretarse como el porcentaje de varianza explicado, en este caso por el centro. Por ejemplo, si tenemos un CCI de 0,1 podemos decir que el 10% de la variabilidad de la variable dependiente es atribuible al centro.

<sup>11</sup> El estadístico  $G^2$  o razón de verosimilitudes permite saber, puesto que se distribuye aproximadamente como ji-cuadrado con tantos grados de libertad como diferencia haya entre los parámetros del modelo, si la diferencia entre dos modelos es estadísticamente significativa. Sirve en este contexto para saber si es apropiado utilizar un modelo multinivel o una regresión lineal clásica, o, lo que es lo mismo, si la influencia del centro es significativa. Para hallarlo se calcula la diferencia entre las desviaciones de los modelos nulos de ambos modelos –sin y con un modelo multinivel– y se comprueba si este valor es significativo en una distribución ji-cuadrado con un grado de libertad.

<sup>12</sup> Con la excepción del panel en el que *pmath* es variable dependiente. Como se verá en su momento, creemos que los conocimientos de matemáticas actúan en este caso como variable previa del alumno, por lo que el modelo básico sería el modelo 2, que incluye el bloque de variables previas y la puntuación en el test de Matemáticas.

Los siguientes modelos van analizando los posibles efectos del centro desde diversas perspectivas, presentando siempre el mayor número de variables posible dado nuestro enfoque exploratorio<sup>13</sup>. En cada uno de ellos introducimos un nuevo tipo de variables. Aunque presentamos los coeficientes de las variables introducidas conjuntamente, para evitar que las concomitancias diluyan el efecto de algún indicador, se introdujeron las variables una a una y por pasos antes de descartarlas del análisis<sup>14</sup>. El último modelo, salvo en el caso del panel que tiene a *math* como dependiente, como se verá en su momento, es el que resume los anteriores e intenta delimitar los efectos del centro globalmente.

### EFECTOS DEL CENTRO SOBRE LOS CONOCIMIENTOS DE MATEMÁTICAS DE LOS ALUMNOS

Como ya hemos apuntado, no había razones para esperar una fuerte influencia del centro en los conocimientos de matemáticas de los alumnos. Los estadísticos del modelo nulo así lo confirman. Para los 1093 casos de la muestra de TEDS-M, el valor del LR-test es 4.603 (p-valor=0.032) y el coeficiente de correlación intracase (CCI) es de 0.022, mientras que en la muestra de 1000 casos utilizada en nuestro análisis (véase Cuadro 3.3, modelo nulo), estas cifras se reducen aún más: LR-test=3.746 (p-valor=0.053) y CCI=0.016. Una vez incluidas las variables previas de los alumnos, el centro sigue explicando un porcentaje minúsculo de la varianza, el 2.6%, una cantidad muy exigua para este número de clusters y casos<sup>15</sup>. Es posible, incluso, que esta varianza se deba en cierta medida a la comunidad autónoma en que el centro está radicado, si atendemos a las grandes diferencias de resultados en Primaria o Secundaria que se dan entre las regiones españolas<sup>16</sup>, pero con los datos de TEDS-M no es posible saberlo.

Cuando se introducen en la ecuación las variables previas del alumno (Cuadro 3.3, modelo 1), encontramos que tan solo cuatro tienen un efecto significativo y sustantivo (*mujer*, *estMat*, *nivClase* y *razonMat*), aunque *nLibros* y *estPadre* también son significativas. En concreto, ser mujer supone 30 puntos menos en conocimientos de matemáticas entre los alumnos de Magisterio. Se trata de una distancia, en desviaciones típicas, bastante mayor que las diferencias de conocimiento matemático en PISA entre hombres y mujeres (Instituto de Evaluación 2010: 107-108). El haber estudiado un año más de matemáticas en el Bachillerato

---

<sup>13</sup>Hemos intentado compaginar el mayor número posible de variables con la conservación del mayor número posible de casos sin valores perdidos. Para ello se han realizado algunas imputaciones y transformaciones (véase Anexo I), y solo se tuvo que descartar el uso de una variable, *experiencia* (una variable de centro que medía el porcentaje de docentes con un cierto grado de experiencia docente). Al final, se conservaron 1.000 de los 1.093 casos, con un porcentaje muy pequeño de casos descartados teniendo en cuenta el número de variables utilizadas (más si se tiene en cuenta que un centro con 16 casos no tenía archivo de profesores), y se ha evitado en lo posible la introducción de sesgos por su eliminación (por ejemplo, al imputar algunos casos de la variable *estMat* se ha evitado eliminar los casos de alumnos de mayor edad, que al estudiar por un sistema educativo más antiguo, anterior al cambio de estructura de 1990, no podían contestar a ninguna opción del cuestionario).

<sup>14</sup>Por ello, en algún modelo encontraremos que un coeficiente no significativo de forma conjunta permanezca en el modelo neto, en el que solo se incluyen las variables significativas.

<sup>15</sup>No es lo que ocurre en otros países. Véase por ejemplo Cebolla-Boado y Garrido-Medina (2013), en este mismo volumen, que muestra que en el caso de EEUU el centro explica algo más del 20% de la variabilidad.

<sup>16</sup>Véase, por ejemplo, Instituto de Evaluación (2010: 73-78) para las matemáticas o Lacasa (2011: 75-83) para la lectura.

(o haber estudiado el Bachillerato “de ciencias”) supone 10 puntos más de media en conocimientos de matemáticas, lo mismo que ocupar un mejor nivel con respecto a su clase en Secundaria (una descripción de las variables, recordemos, se puede encontrar en el Anexo I). El que la pasión por las matemáticas fuera una razón importante para querer convertirse en maestro supone 19 puntos más de conocimientos en esta materia, si bien es posible que esta variable sea, más bien, otro indicador indirecto del nivel de matemáticas alcanzado en Secundaria, y que corroboraría el viejo adagio “no se ama lo que no se conoce”.

Puede sorprender no encontrar en esta lista ninguna de las variables de contexto que habitualmente aparecen con una influencia sustantiva en el rendimiento de los alumnos de Secundaria, tales como el número de libros en el hogar familiar del alumno o el nivel de estudios de sus padres. En nuestro caso, sin embargo, aunque esas variables aparezcan como significativas, no tienen una influencia sustantiva. Aumentar, por ejemplo, el número de libros en el hogar una desviación típica incrementa el rendimiento en matemáticas cinco puntos, menos de la décima parte de una desviación típica. Por otra parte, en contra de lo esperable, el nivel de estudios del padre<sup>17</sup> se asocia negativamente con el rendimiento, aunque de manera poco sustantiva: si se pasa de Primaria a una licenciatura, el rendimiento esperado del alumno solo desciende 15 puntos. Que el número de libros tenga efectos menores y que también los tenga el nivel de estudios de los progenitores probablemente se deba a dos factores complementarios: la selección previa del Bachillerato y una autoselección de los alumnos de las carreras de Maestro.

El primer factor es conocido: cuando una variable tiene una influencia importante en una característica por la cual los sujetos van a ser seleccionados, el estudio de esa característica tras la selección aparece en la composición del grupo elegido, pero si se vuelve a hacer un estudio de la influencia de esa variable en el grupo que ha pasado el corte, esta se habrá diluido. Por ejemplo, el porcentaje de mujeres que ingresa en las Escuelas de Ingeniería Industrial es mucho menor que el de mujeres que ingresan en la universidad. Tal composición es efecto –entre otros de carácter familiar y cultural– de una menor presencia de mujeres en los niveles más altos de rendimiento en matemáticas en la Secundaria superior. Sin embargo, cuando se analiza el rendimiento de los alumnos matriculados en esa ingeniería –que ya han sido seleccionados–, el rendimiento medio de las mujeres es incluso superior al de los hombres (Riveira et al. 2008). Este factor, por así decir, corta la distribución de la curva de rendimiento por la izquierda, eliminando a la población con menor nivel.

El segundo factor, sin embargo, tiende a reducir a la población con mayor rendimiento. Tradicionalmente, Magisterio ha sido la vía de entrada en los estudios superiores de miembros de familias encabezadas por padres y madres sin estudios universitarios. Algunos

---

<sup>17</sup> En nuestro análisis se ha separado el nivel de estudios del padre del de la madre, pero se utilizó también alternativamente el nivel de estudios más alto de ambos progenitores, con resultados muy similares al nivel de estudios del padre. El nivel de estudios de la madre no fue significativo en ninguno de los modelos.

datos apuntan a que esto podría seguir siendo así en cierta medida. Por ejemplo, si se compara el nivel de estudios de los alumnos de Magisterio (según la base de datos TEDS-M) con el nivel de estudios general de los jóvenes (20-24 años), comprobamos que el porcentaje de padres con estudios universitarios (“nivel alto”) es prácticamente el mismo, mientras que el de las madres está muy poco por encima (Cuadro 3.2). Sin embargo, si lo comparamos con el nivel de estudios de los estudiantes universitarios de la misma edad, el porcentaje de padres con estudios universitarios entre los estudiantes de Magisterio no llega a la mitad, mientras que el de las madres está 11 puntos por debajo<sup>18</sup>.

**Cuadro 3.2-** Nivel de estudios de los padres en jóvenes (20-24 años) y en TEDS-M

	Estudiantes universitarios	Todos	TEDS-M
<b>Padre</b>			
Bajo	41.4	60.9	53.7
Medio	27.3	23.6	30.5
Alto	31.2	15.5	14.7
<b>Madre</b>			
Bajo	41.8	61.7	50.8
Medio	27.4	23.1	29.9
Alto	30.8	15.2	19.0

Fuente: TEDS-M y EPA (T12007).

Si a esto le sumamos el que, en general, debido a la tradicional falta de *numerus clausus* en las escuelas de Magisterio y a otras características del acceso, y que el tipo de estudiante que se ve atraído por estos estudios pertenece a niveles educativos familiares medio-bajos en comparación con la media de estudiantes universitarios (Pérez-Díaz y Rodríguez 2010), lo que implica que la selección por nivel del estudiante es anterior al ingreso en la universidad, es lógico que el efecto del nivel de estudios de la familia se diluya.

El modelo 1, punto de partida para estudiar los efectos del centro sobre los conocimientos de matemáticas de los alumnos, redujo la varianza total en una quinta parte, pero aumentó la varianza atribuida al centro un 30%.

Cuando, para examinar los posibles *peer-effects* debidos a las características socioculturales de los compañeros, incluimos en el análisis las variables de contexto agrupadas por centro (modelo 2), comprobamos que ninguna de ellas probó tener influencia alguna.

<sup>18</sup> Para efectuar la comparación hemos utilizado la Encuesta de Población Activa (EPA) de 2007, el mismo momento en que se realizó la recogida de datos del estudio TEDS-M. Hemos escogido la banda 20-24 años porque la mayoría de los alumnos de las carreras de Maestro pertenecen a ella (más del 80% según TEDS-M). La metodología para obtener los datos de la EPA es algo prolija para explicarla aquí, y pertenece a un estudio que los autores están llevando a cabo sobre el cambio en la probabilidad de alcanzar la universidad de los jóvenes provenientes de familias con padres que tienen un bajo nivel de estudios debido a la entrada en vigor de la LOGSE. Baste decir que se han adaptado los niveles de estudios de la EPA a los explicitados en TEDS-M.

El modelo 3 introduce las variables de recursos del centro, pero solo resulta significativo el porcentaje de profesores licenciados en matemáticas ( $p\_licMath$ ) sobre el total de los entrevistados por TEDS-M, que, recordemos, son los de didáctica, didáctica de las matemáticas y matemáticas. Se trata de un resultado interesante, y con cierta lógica. De todos modos, el coeficiente dista mucho de ser sustantivo, si bien reduce la varianza explicada por el centro un 30% con respecto al modelo nulo, y un 45% con respecto al modelo básico; recordemos que la varianza explicada por el centro es muy pequeña en ambos casos, cercana al 2% de la varianza total. Podría ser que tener un mayor peso de licenciados en matemáticas en el claustro sea reflejo de un mayor peso de esta asignatura en los planes de estudio, pero no hay una correlación sustantiva a escala de centro entre la proporción de licenciados de matemáticas en el claustro y el peso de los contenidos de esta materia a nivel avanzado que los alumnos han recibido. En el modelo 4, que incluye las variables de los profesores (actividad docente y creencias) agrupadas a escala de centro, el único coeficiente significativo es el del porcentaje de profesores que habían realizado cursos de reciclaje en didáctica de las matemáticas ( $p\_recicPMath$ ). Sin embargo, cuando en el modelo final (modelo 5) se incluyen juntas  $p\_licMath$  y  $p\_recicPMath$ , la segunda deja de ser significativa, lo que sugiere que son los profesores licenciados en Matemáticas los que más cursos de didáctica de las matemáticas siguen<sup>19</sup>, quizás para aumentar sus posibilidades docentes, quizás porque es razonable pensar que su formación didáctica es menos intensa que la matemática, quizás porque sean los cursos que consideran más atractivos entre los que ponen a su disposición.

El modelo final del panel que tiene como variable dependiente los conocimientos de matemáticas de los alumnos (modelo 5 del Cuadro 3.3), por tanto, incluye una sola variable de centro con un coeficiente significativo, si bien es poco sustantiva. Unos resultados más bien magros. Por ello, en aras de proseguir nuestra exploración, decidimos cambiar el enfoque y probar con algunas variables de otro tipo, que hemos agrupado como “variables de calidad percibida”. Creemos que esa calidad percibida puede ser reflejo de efectos de centro no presentes en otras variables. Sin embargo, incluir indicadores de calidad en los estudios de rendimiento puede plantear problemas, sobre todo cuando se introducen de forma no explícita, pues se hace difícil distinguir qué es lo que se mide<sup>20</sup>. Por esta razón, las hemos añadido al modelo final, y no antes. Las variables de calidad disponibles son tres, una de

---

<sup>19</sup> De hecho, la correlación entre ambas variables presenta un coeficiente  $r$  de 0.68.

<sup>20</sup> La introducción de variables posiblemente relacionadas con la calidad de los centros (aunque midan, en principio, otros aspectos) es un error que se comete con cierta frecuencia en los análisis del rendimiento educativo. El caso más conocido, por su influencia posterior, es el del Informe Coleman (Bowles y Levin 1968; Raudenbusch y Douglas Willms 1995: 324), pero no es el único. Por ejemplo, al introducir el índice socioeconómico y cultural (ISEC) medio del centro en los análisis de PISA suele suponerse que así se miden *peer-effects* (un entorno con bastantes alumnos provenientes de un entorno sociocultural más alto produciría efectos positivos en el rendimiento), pero no se tiene en cuenta que, especialmente con un sistema de admisión de alumnos tan particular como el español y con una gran opacidad en los resultados públicos, el mayor nivel medio de ISEC quizá esté reflejando, en parte, que son los padres con más estudios los más capaces de distinguir la calidad de unos centros y otros, viéndose atraídos por los de mayor calidad. Para saber qué parte de la asociación del nivel de ISEC medio con el rendimiento corresponde a *peer-effects* y qué parte a la calidad del centro es necesario seguir una metodología distinta.



calidad percibida por los profesores ( $p\_prepEM$ )<sup>21</sup> y dos de alumnos ( $creePrep$  y  $creeCal$ )<sup>22</sup>. Introducidas en el modelo 5, solo la variable de calidad percibida por los profesores parece tener algún efecto, pequeño y contrario a lo esperado: cuanto mayor es la calidad percibida por los profesores, menor es el rendimiento del alumno en matemáticas. Aunque un aumento de una desviación típica apenas produce un cambio de seis puntos en el rendimiento de matemáticas, esto es, aproximadamente una décima de desviación típica, la varianza explicada por el centro vuelve a reducirse hasta quedarse en casi la mitad de la existente en el modelo nulo, y en bastante menos de la mitad de la del modelo básico. Es difícil interpretar el signo negativo del coeficiente, salvo que los profesores creen que mejores conocimientos de matemáticas son innecesarios para enseñar matemáticas en Primaria. Si tenemos en cuenta el escaso peso de las matemáticas avanzadas en el plan de estudios de las carreras de Maestro, es posible que los profesores no consideren que el que los futuros maestros salgan de la universidad con más o menos conocimientos de matemáticas sea un factor de calidad, aunque la relación entre conocimientos matemáticos y didáctica de esta asignatura, como veremos, pueda poner a prueba esta creencia.

#### EFECTOS DEL CENTRO SOBRE LOS CONOCIMIENTOS DE DIDÁCTICA DE LAS MATEMÁTICAS DE LOS ALUMNOS

El siguiente panel (Cuadro 3.4) tiene como variable dependiente los conocimientos de los estudiantes sobre didáctica de las matemáticas. El modelo nulo muestra de nuevo una escasa influencia del centro en los conocimientos de los alumnos. Podría haberse esperado una variación nítidamente mayor que la observada en el caso de los conocimientos matemáticos, pues la didáctica de esta materia sí es algo que se enseña en las Facultades de Educación. Sin embargo, no es así. El modelo nulo presenta un CCI de 0,025, es decir, el estudiar en un centro u otro solo explica el 2,5% de las diferencias entre los alumnos, algo que sugiere una enorme semejanza en los planes de estudio.

Una vez introducidas las variables previas del alumno (modelo 1) mantienen la significatividad prácticamente los mismos coeficientes que en el panel anterior (el referido a los conocimientos de matemáticas como variable dependiente), con la excepción del correspondiente a la variable *edad* (significativo, pero apenas sustantivo). Esto nos reafirma en nuestra hipótesis de partida, que los conocimientos de matemáticas de los alumnos de Magisterio dependen poco de sus estudios universitarios, y sí bastante de sus carreras escolares anteriores. En el modelo 2 se incluyen los conocimientos de matemáticas de los

---

<sup>21</sup> Indica el nivel medio de los profesores del centro de la variable derivada MEL1PREP, construida por TEDS-M para medir el grado en que los profesores creen que el programa de estudios prepara a los alumnos como futuros docentes de matemáticas.

<sup>22</sup> La primera es la variable construida por TEDS-M MFD4PREP, que mide lo que los alumnos creen que sobre la capacidad del programa de estudios para preparar buenos docentes de matemáticas, mientras que la segunda es la variable construida por TEDS-M MFD5QUAL, que pretende medir la opinión de los alumnos sobre la calidad de la instrucción impartida por el centro.

alumnos, que tendemos a considerar una variable previa, y los resultados son bastante claros: primero, todos los coeficientes de las variables previas de los alumnos dejan de ser significativos, salvo la edad; segundo, la varianza del modelo disminuye un 16% frente al modelo nulo; tercero, la varianza explicada por el centro disminuye un 26%; y cuarto, cada punto de aumento de los conocimientos de matemáticas del alumno supone 0.42 puntos más en sus conocimientos de didáctica de las matemáticas.

Por tanto, los conocimientos en matemáticas de los alumnos son determinantes para explicar los conocimientos de didáctica a escala individual. Da la impresión de que la contribución que puedan hacer las Facultades de Educación a la formación didáctica en matemáticas de los futuros maestros, sea poca o mucha, no reduce unas diferencias de partida que tienen que ver con el nivel previo de conocimiento matemático de los alumnos.

A partir de este punto, se suceden nuestros modelos en una búsqueda infructuosa de variables de centro que expliquen parte de la varianza atribuida al centro. En el modelo 3 se introducen las variables de contexto de los alumnos agrupadas por centro; en el modelo 4, las variables de recursos; y en el modelo 5, las de profesores, pero ningún coeficiente es significativo. En el modelo 6 introducimos las variables de creencias de los alumnos agrupadas a escala de centro. También hemos introducido la variable de conocimientos de matemáticas de los alumnos agrupada por centro: como los conocimientos individuales de matemáticas tienen tanta influencia, podría pensarse que el nivel medio del centro también podría tener alguna relevancia.

Sin embargo, el único coeficiente que se mostró significativo, pero no muy sustantivo, fue el perteneciente a la variable agrupada de creencia en que el rendimiento en matemáticas del alumno es una habilidad fija ( $c\_HFija$ ): el aumento de una desviación típica en esta variable haría descender el conocimiento de la didáctica de las matemáticas algo más de 4 puntos. Desde luego, es lógico que si un centro transmite la creencia de que el alumno aprende matemáticas dependiendo de sus capacidades naturales y, por tanto, el profesor desempeña un papel relativamente secundario, también tenderá a infravalorar la didáctica de esta asignatura. Para atisbar si ese efecto es propio del centro o se debe solo a la composición del alumnado (que puede haber adquirido esta creencia no solo en la universidad, sino a lo largo de toda su carrera escolar, especialmente con su propio aprendizaje de las matemáticas), hemos corregido el modelo introduciendo la misma variable a escala individual ( $creeHFija$ )<sup>23</sup>. En el modelo 5 corregido, el coeficiente de  $c\_HFija$  se reduce un poco, pero lo suficiente para no ser significativo. El que al introducir  $c\_HFija$  la varianza explicada por el

---

<sup>23</sup> En este trabajo intentamos delimitar los efectos del centro sobre los alumnos. Si incluimos una variable agrupada sin introducir esa variable a nivel individual podemos estar atribuyendo al centro un mero efecto de composición. Por ello, todas las variables agrupadas de creencias de alumnos que resulten significativas se corregirán con la variable a nivel individual para corregir este efecto.

centro se reduzca un 25% más que en el modelo 2 nos hace pensar que no es descartable que esta variable tenga su influencia, pero con la muestra disponible no podemos afirmarlo.

### EFECTOS DEL CENTRO SOBRE LAS CREENCIAS DE LOS ALUMNOS: *CREEREGLAS*

La variable *creeReglas* mide la creencia de los alumnos en que la naturaleza de las matemáticas es un conjunto de reglas y procesos, y es la que utilizamos como dependiente en el panel del Cuadro 3.5. En este caso, el efecto del centro es algo mayor que en el caso de los conocimientos de matemáticas y didáctica. El CCI del modelo nulo es de 0.048, es decir, el efecto del centro explica casi un 5% de la variabilidad de la creencia.

Cuando se introducen las variables previas del alumno (modelo 1), solo cuatro indicadores presentan coeficientes significativos. El haber estudiado un curso más de matemáticas durante la Secundaria—o el Bachillerato de “ciencias”— (variable *estMat*) hace que la creencia disminuya algo más de una décima de desviación típica, mientras que la variable *nivClase* (nivel del alumno con respecto a su clase en Secundaria) tiene un efecto de similar tamaño: cuanto más bajo fue el nivel del alumno en su clase, más aumenta esta creencia. Por otro lado, las razones que llevaron al alumno a querer ser maestro también tienen un efecto sobre esta creencia. La variable *razonVoc* es un indicador que hemos construido a partir de un test de TEDS-M. Tiene como media 0 y como desviación típica 1, e intenta medir hasta qué punto las razones de tipo vocacional llevaron al alumno a elegir los estudios de Magisterio. La variable *razonSta* es similar, pero intenta medir hasta qué punto influyeron en esa elección el estatus y las características del puesto de trabajo docente<sup>24</sup>. Ambas tienen un peso sustantivo en el nivel de la variable dependiente: el aumento de una desviación típica en *razonVoc* la hace aumentar un décimo de desviación típica y en *razonSta* la hace aumentar algo más de un quinto. Este modelo básico consigue reducir la varianza total en un 6.5%, sin modificar apenas, como era esperable, la varianza explicada por el centro<sup>25</sup>.

En el modelo 2 se añaden las variables que miden los conocimientos en matemáticas y didáctica de las matemáticas de los alumnos, pero solo la primera resulta significativa, además de sustantiva: un aumento de una desviación típica en los conocimientos de matemáticas reduce la creencia en que las matemáticas son un conjunto de reglas en un séptimo de desviación típica. El modelo 2 reduce la varianza total algo más (hasta un 8% con respecto al modelo nulo), de nuevo sin afectar a la explicada por el centro. Tampoco se ven afectados los coeficientes de las otras variables previas del alumno.

---

<sup>24</sup> Aunque pueda parecer lo contrario, las razones de tipo vocacional y las de estatus laboral no son contrarias, sino que tienen una correlación positiva, aunque débil ( $r=0.16$ ). Es posible que ambas consideraciones pesen de igual forma a la hora de tomar la decisión de dedicarse a la docencia, al igual que puede tomarse esta decisión por razones que poco tengan que ver con estas.

<sup>25</sup> Este resultado puede resultar contraintuitivo, pero solo si se considera que *razonVoc* y *razonSta* son variables que no correlacionan o que lo hacen negativamente. No es así, sin embargo: la extracción de los factores no fue ortogonal, y la correlación entre ambas variables es positiva, aunque débil. Es perfectamente posible que un futuro maestro pueda sentirse atraído tanto por el componente vocacional del magisterio como por las ventajas de su estatus laboral.

El modelo 3 introduce las variables de recursos del centro, pero ninguno de los coeficientes es significativo. En el modelo 4, que recoge la influencia de las variables de profesores, una variable presenta un efecto significativo y sustantivo: el nivel de creencia medio de los profesores del centro en que las matemáticas son un conjunto de reglas. Un aumento de una desviación típica en la variable *p\_natReglas* llevaría a la variable dependiente a aumentar algo menos que un octavo de desviación típica. Además, y esto es más relevante, consigue reducir la varianza explicada por el centro un 45%. El resultado era esperable: lo que piensan los profesores sobre las matemáticas se transmite de alguna forma a los alumnos.

Dado que las creencias de los alumnos medidas a escala individual correlacionan entre sí (véase Cuadro 3.1), es lógico esperar que las mismas variables agrupadas a escala de centro también correlacionen con la variable dependiente que analizamos, al menos si existe influencia del centro en las creencias de los alumnos. En el modelo 5 se introducen las variables de conocimientos y creencias de los alumnos agrupadas por centro, y dos de ellas presentan coeficientes significativos: *c\_Profes* (nivel medio de creencia de los alumnos en que en el aprendizaje de las matemáticas deben seguirse principalmente las indicaciones del profesor) y *c\_Activ* (nivel medio de creencia de los alumnos en que en el aprendizaje de las matemáticas debe conseguirse a través de una participación activa), la primera con un coeficiente positivo y la segunda con uno negativo. Sin embargo, al corregir el modelo introduciendo las variables individuales, *c\_Profes* deja de ser significativa (modelo 5 corregido). El modelo 5 en el que se incluyen solo las variables significativas muestra que por cada aumento de una desviación típica en la variable *c\_Activ*, la variable dependiente *creeReglas* disminuye 0.16 desviaciones típicas, mientras que la varianza explicada por el centro se reduce casi un 70% en comparación con el modelo nulo.

El que la creencia en la metodología activa medida a escala de centro, por una parte, tenga una influencia en la creencia en las matemáticas como reglas que la creencia en esa metodología activa medida a escala individual, y, por otra, que reduzca considerablemente la varianza debida al centro sugiere que nos encontramos ante una influencia sustantiva del propio centro. Más difícil es imaginar los mecanismos por los cuales puede producirse dicha influencia. Desde luego, el nivel de creencia en que el aprendizaje de las matemáticas debe ser activo no está ni mucho menos en discusión. Se trata del punto de vista imperante, pues tanto profesores como futuros profesores presentan un nivel medio casi dos desviaciones típicas por encima del nivel neutro; en España, ese punto de vista es el que inspira las leyes educativas, al menos desde la LOGSE (artículo 2.3.h). La diferencia, por tanto, se establece entre los centros que tienen un nivel de creencia en el aprendizaje activo alto o muy alto, y a ese nivel es posible que la cultura del centro sea más importante que el nivel de creencias de los profesores.

El modelo 6 es el modelo final, en el que se incluyen todas las variables significativas de los modelos anteriores. Incluye cuatro variables previas de los alumnos (*estMat*, *nivClase*, *razonVoc* y *razonSta*), el rendimiento individual en matemáticas, el nivel de creencias de los

profesores en que las matemáticas son un conjunto de reglas y el nivel de creencias medio de los alumnos en que el aprendizaje de las matemáticas debe ser activo. Este modelo reduce la varianza total con respecto al modelo nulo un 11%, es decir, tiene un efecto explicativo moderado sobre el conjunto. Sin embargo, la varianza explicada por el centro, pequeña en el modelo nulo, es un 80% menor. Las dos variables de centro significativas demuestran, además, tener una influencia comparable a las individuales: un aumento de una desviación típica en las creencias medias de los profesores en que la naturaleza de las matemáticas es un conjunto de reglas lleva a un aumento en tal creencia en los alumnos de 0.11 desviaciones típicas; mientras que un aumento de una desviación típica en la media por centro de la creencia de los alumnos en que en el aprendizaje de las matemáticas debe seguirse una metodología activa está asociado a un aumento de la variable dependiente de 0.12 desviaciones típicas. Los coeficientes de las variables individuales no cambian en el modelo final con respecto a los modelos parciales antes descritos.

#### EFECTOS DEL CENTRO SOBRE LAS CREENCIAS DE LOS ALUMNOS: *creeActiv*

En el panel del Cuadro 3.6 analizamos los posibles efectos del centro sobre la variable *creeActiv*, que mide el grado de acuerdo de los futuros maestros con que en el aprendizaje de las matemáticas requiere de una participación activa de los alumnos. Por lo pronto, el modelo nulo refleja que es la variable analizada en que la influencia del centro es mayor, pues explica un 7.5% de la varianza de la variable dependiente.

En el modelo básico introducimos las variables previas de los alumnos, resultando significativas solo las que describen las razones que les llevaron a empezar la carrera docente: *razonMat*, *razonVoc* y *razonSta*. Los que señalaron que su pasión por las matemáticas les llevó a ser profesores tienden a creer algo más en la metodología activa para enseñar matemáticas, al igual que los que señalaron las razones vocacionales, mientras que los que marcaron razones de estatus laboral tienden a creer algo menos en la metodología activa. A pesar de contener solo variables individuales, este modelo apenas reduce la varianza residual, pero sí disminuye un 10% la varianza explicada por el centro. En el siguiente modelo se introducen los conocimientos de los alumnos en matemáticas y en didáctica de esta asignatura. Al contrario que en el panel anterior (Cuadro 3.5), la variable *mathcen500* no es significativa y sí lo es *pmathcen500*.

En el modelo 3 se introducen las variables de recursos de centro, pero ningún coeficiente es significativo. En el modelo 4 la única variable significativa es la misma que en el panel anterior, *p\_natReglas*, que agrupa las creencias de los profesores de un centro con respecto a que las matemáticas son un conjunto de reglas. Sin embargo, en este caso, el sentido de la relación es inverso: un aumento de la creencia de los profesores en las matemáticas como un conjunto de reglas se asocia a un descenso en el nivel de creencia individual en la metodología activa para el aprendizaje de las matemáticas. La sola introducción de esta variable reduce la varianza explicada por el centro en un 25%.

Sorprendentemente, la variable que agrupa por centro las creencias de los docentes sobre que en el aprendizaje de las matemáticas debe emplearse una metodología activa no es significativa, quizás porque es una creencia ampliamente compartida.

Las variables que agrupan los conocimientos y creencias de los alumnos por centro se introducen en el modelo 5, pero el único coeficiente significativo es el de la variable que agrupa por centro la creencia de los alumnos en que las matemáticas son un proceso de indagación. En el modelo 5 corregido introducimos además la variable individual de esta creencia para intentar delimitar los efectos del centro, con el resultado de que ambas variables mantienen la significatividad. Este modelo reduce la varianza total en un 20%, además de reducir la explicada por el centro casi un 70% con respecto al modelo nulo.

En el modelo final, que agrupa todas las variables que han demostrado algún efecto significativo en las etapas anteriores, algunos coeficientes de variables individuales dejan de ser significativos, manteniéndose como tales solo los de las variables *razonVoc* (el alumno escogió ser docente por razones vocacionales) y *pmathcen500* (conocimientos en didáctica de las matemáticas de los alumnos). Este modelo reduce la varianza total con respecto al modelo nulo en un 21%, mientras que la varianza explicada por el centro queda reducida en un 75% frente a la del modelo nulo.

## CONCLUSIONES

La preparación de los maestros para cumplir adecuadamente con su función depende, por una parte, de las características individuales de los candidatos a esa profesión y, por otra, de la contribución del centro en que cursan la carrera correspondiente. En este trabajo hemos intentado deslindar ambos componentes, sobre todo, para delimitar la contribución que hacen los centros, las Facultades de Educación, a la variación en la preparación matemática (nivel de conocimientos y nivel de didáctica) de los maestros, así como a la variación en sus creencias sobre dicha materia, que también afectan a su desempeño profesional. Para ello, hemos utilizado la base de datos de TEDS-M, llevando a cabo una colección de análisis multinivel para poder discernir ambos efectos, los individuales y los de los centros. Resumimos a continuación los principales hallazgos de nuestra investigación, procurando resaltar las enseñanzas que obtenemos respecto del funcionamiento de las Facultades de Educación en España en lo tocante a la formación de maestros y su posible mejora.

Hemos analizado el nivel de conocimientos matemáticos y de didáctica de las matemáticas de los estudiantes de las carreras de Maestro, así como parte de sus creencias acerca del aprendizaje de dicha materia. Y hemos intentado explicar la variación de esos conocimientos y esas creencias a partir de los rasgos individuales de los estudiantes y de unos posibles efectos de los centros en que estudian sus carreras. En especial, aspirábamos a

mostrar la medida en que, hipotéticamente, se daban esos efectos del centro y a qué podían deberse, en su caso.

Antes de entrar en la consideración de la importancia relativa de unos y otros efectos, conviene destacar una primera averiguación pertinente a la relación entre esos conocimientos y creencias entre sí. Por lo pronto, es probable que el conjunto de creencias sobre las matemáticas se agrupen en dos factores, dadas las correlaciones existentes entre los índices de creencias elaborados por TEDS-M. El primero resumiría los niveles de creencia en las matemáticas como un conjunto de reglas, en que su aprendizaje ha de estar dirigido por el profesor y en que depende sobre todo de una capacidad natural de los alumnos. El segundo resumiría, más bien, los niveles de creencia en las matemáticas como un proceso de indagación y en que su aprendizaje debe implicar una metodología activa.

Más relevante para entender, y mejorar, la formación de los maestros, creemos, es otro resultado, el de la sustantiva correlación ( $r=0.38$ ) entre el nivel de conocimientos matemáticos de los estudiantes de Magisterio y su nivel de conocimientos de didáctica de las matemáticas. Tal como hemos argumentado en el texto, pensamos que el sentido de la causalidad se mueve desde los conocimientos matemáticos (y, probablemente, otros conocimientos y capacidades algo más genéricos) a los conocimientos sobre su didáctica. Es decir, quienes acaban dominando mejor la didáctica de las matemáticas son quienes dominan mejor la materia que se enseña. Ergo, si queremos tener maestros más capaces didácticamente en la materia que nos ocupa, deberíamos seleccionarlos bastante más entre los estudiantes de Secundaria superior que más dominan dicha materia. Es decir, habría que apostar por una selección más rigurosa de los candidatos a las carreras de Maestro, por lo pronto, en términos del nivel de conocimientos matemáticos (y, probablemente, de otras materias) que demuestran. Como vimos en el Cuadro 3.1, existe una correlación positiva, aunque débil, entre los conocimientos de matemáticas o de la didáctica de esta materia y las creencias pedagógicas, por así decirlo, más modernas –*creeActiv* y *creeProc*–, y negativa con las más tradicionales –*creeReglas* y *creeProfes*–, que se mantienen, al menos en parte, en el análisis. Por ejemplo, los alumnos con más conocimientos de matemáticas tienden a creer menos en que la naturaleza de las matemáticas consiste en un conjunto de reglas, mientras que los alumnos que demostraron más conocimientos en didáctica de las matemáticas tienden a creer más que el aprendizaje de las matemáticas debe ser activo.

Entrando ya en los resultados de nuestros cuatro análisis multinivel, lo fundamental es que son las variables individuales las responsables de la mayor parte de la varianza de los resultados de los test de conocimientos y de los índices de creencias. La aportación de los centros es muy pequeña, entre el 1.6% para el caso de los conocimientos matemáticos y el 7.5% para el caso de las creencias en las matemáticas como proceso de descubrimiento. Lo cual tiende a corroborar la hipótesis general de la que partíamos, basada tanto en un juicio sobre la reducida necesidad que tienen las universidades españolas de diferenciarse entre sí como en la tradición de planes de estudio comunes y una realidad actual en la que los

componentes comunes del currículo siguen siendo muy relevantes. En la línea de nuestras previsiones, la variación de las creencias sobre las matemáticas que explican los centros es algo mayor que la variación de conocimientos matemáticos y de didáctica de las matemáticas.

La aportación del centro a la variación de los conocimientos matemáticos es, por tanto, ínfima, pero no es pequeña la de las características individuales de los encuestados. En el texto lo hemos interpretado en el sentido de que los conocimientos matemáticos de los futuros maestros los han adquirido, casi en su totalidad, a lo largo de su carrera escolar, reforzándolos especialmente en la Secundaria inferior y la superior. Resulta llamativo que los centros apenas tengan influencia en la variación de los principales predictores de la calidad del profesorado a escala internacional: conocimientos previos, motivación y creencias sobre la naturaleza de las Matemáticas (Montalvo y Gorgels, 2013: 25).

Tan solo hemos descubierto una variable que redujera sustantivamente la mínima varianza debida a los centros, pero es interesante que se trate, precisamente, del porcentaje de profesores de las Facultades de Educación que cuentan con una licenciatura en matemáticas, el cual se asocia positivamente con el nivel de conocimiento matemático. Desde luego, los conocimientos matemáticos medidos en el test no tienen nada que ver con posibles peer-effects derivados de la composición social del alumnado de las carreras de Maestro.

La aportación del centro a la variación de los conocimientos de didáctica de las matemáticas también es muy pequeña (2.5% de la varianza), mientras que, de nuevo, aquella está muy asociada a variables individuales. Lo fundamental, tal como hemos argumentado, es que, probablemente, los conocimientos de didáctica son mayores cuanto mayores son los conocimientos matemáticos propiamente dichos. Quizá los centros aportan algo o bastante a esos conocimientos de didáctica, pues, precisamente, la carrera de maestro aspira a hacerlo, pero no parecen hacerlo diferencialmente ni reduciendo sustantivamente las diferencias entre los estudiantes debidas a su pasado escolar y a sus habilidades. En cualquier caso, si la capacidad didáctica está muy relacionada con los conocimientos, además de ser más exigentes en su selección de alumnos, las carreras de Maestro también podrían plantearse el reforzar los contenidos matemáticos en sus programas como una segunda vía para reforzar, indirectamente, los conocimientos didácticos de sus alumnos.

La conjunción de unos resultados no muy positivos en los test de conocimientos matemáticos y de didáctica de las Matemáticas en comparación con los países de nuestro entorno, con la falta de diferenciación entre los centros españoles y la escasa influencia de los recursos en los resultados, apuntan a que los estudios de Magisterio están instalados en el cumplimiento de unos mínimos, y no parecen encontrar incentivos suficientes para atraer mejores estudiantes ni para diferenciarse del resto a través de una mejora de la calidad, tanto de sus contenidos, como del prácticum (Egido y López, 2013: 27). Dada la probable importancia que tiene la calidad de los maestros en los futuros resultados de los alumnos, se podría extender el modelo de evaluación que se está desarrollando ahora en el sistema



educativo español –con pruebas censales equivalentes en todo el territorio– para evaluar a los alumnos de los maestros egresados en los últimos años, agrupar esos datos e informar a las Facultades de Educación del rendimiento de sus exalumnos. Se proporcionaría así un valioso retorno a las Facultades de Educación, que les ayudaría a corregir errores y mejorar futuros resultados.

La aportación del centro a la variación en las creencias sobre las matemáticas es algo mayor. Los centros explican un 4.8% de la creencia en las matemáticas como reglas y un 7.5% de la creencia en un aprendizaje activo de las matemáticas. De nuevo, por tanto, las variables individuales son fundamentales, no solo las más directamente relacionadas con el rendimiento en matemáticas, sino las que miden actitudes acerca de la carrera de maestro. Los alumnos que adujeron razones de tipo vocacional para elegir la carrera docente tendieron a creer que las matemáticas deben enseñarse mediante una metodología activa, mientras que los que adujeron razones de estatus tendieron a creer lo contrario. En el caso de que la naturaleza de las matemáticas son un conjunto de reglas, los alumnos que adujeron ambos tipos de razones tendieron a presentar un mayor nivel de creencia, pero este efecto fue mayor en los que esgrimieron razones de estatus laboral.

Nuestro análisis de la varianza explicada por los centros revela que no parecen aportar nada a la variación de las creencias de los alumnos los hipotéticos *peer-effects* debidos a la composición social de los centros, los niveles de recursos de los centros y las variables que miden las características de los docentes y sus actividades. Es decir, el tipo de variables más habituales en los análisis de los efectos de los centros en el rendimiento escolar en niveles escolares anteriores a la universidad.

Sin embargo, sí reducen la varianza debida a los centros algunas variables que miden las creencias de los profesores y las creencias de los compañeros del estudiante en cuestión. Lo cual sugiere que la variedad explicada por los centros puede tener que ver con la presencia de una mínima variación en la cultura de los centros, que harían suya los alumnos a través de la transmisión efectuada por los profesores o de una manera más difusa embebiéndose de las prácticas no escritas del centro correspondiente, o del lugar correspondiente: esto es algo que no hemos podido determinar. No es un hallazgo muy contundente (ninguno de los relativos a los efectos del centro puede serlo en este estudio), pero sí plantea líneas de investigación y discusión teórica interesantes, tanto para el nivel de la universidad como para los estudios básicos y secundarios. Y apuntaría a la relevancia de factores culturales propios de las organizaciones, de sus entornos locales y, quizá, de sus entornos nacionales, factores que no podrían descuidarse en los estudios sobre educación.

Cuadro 3.3- Análisis con la variable de conocimientos de matemáticas (*math*) como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (peer-effect)	Modelo 3 (Recursos)	Modelo 3 (solo sig)	Modelo 4 (Profesores)	Modelo 4 (solo sig)	Modelo 5 (Final)	Modelo 5 (solo sig)	Modelo 6 (Calidad)	Modelo 6 (solo sig.)
<b>Intersección</b>	480.89*** (2.12)	495.82*** (4.20)	495.82*** (4.18)	495.84*** (4.18)	497.67*** (4.18)	496.29*** (4.20)	503.39*** (19.95)	496.17*** (4.15)	496.31*** (4.09)	496.29*** (4.08)	503.86*** (5.02)	503.02*** (4.98)
<b>VARIABLES PREVIAS DEL ALUMNO</b>												
edad		0.347 (0.392)										
mujer		-30.646*** (4.074)	-30.470*** (4.042)	-30.447*** (4.051)	-30.359*** (4.021)	-30.161*** (4.019)	-30.398*** (4.061)	-30.646*** (4.033)	-30.239*** (4.023)	-30.161*** (4.019)	-30.811*** (4.032)	-30.871*** (4.025)
nLibros		0.036** (0.013)	0.040** (0.013)	0.041** (0.013)	0.039** (0.013)	0.040** (0.013)	0.040** (0.013)	0.041** (0.013)	0.040** (0.013)	0.040** (0.013)	0.041** (0.013)	0.040** (0.013)
estMadre		0.310 (0.598)										
estPadre		-1.504** (0.543)	-1.291** (0.463)	-1.432** (0.470)	-1.311** (0.461)	-1.256** (0.460)	-1.302** (0.464)	-1.265** (0.462)	-1.258** (0.461)	-1.256** (0.460)	-1.301** (0.461)	-1.237** (0.459)
estMat		-10.318*** (1.586)	-10.465*** (1.579)	-10.703*** (1.619)	-10.472*** (1.579)	-10.845*** (1.571)	-10.549*** (1.587)	-10.692*** (1.577)	-10.845*** (1.572)	-10.845*** (1.571)	-10.846*** (1.568)	-10.725*** (1.567)
nivClase		-10.284*** (1.493)	-10.268*** (1.483)	-10.066*** (1.511)	-10.027*** (1.482)	-9.949*** (1.478)	-10.044*** (1.495)	-9.979*** (1.484)	-9.932*** (1.481)	-9.949*** (1.478)	-9.506*** (1.484)	-9.645*** (1.480)
razonMat		18.945*** (4.120)	18.607*** (4.075)	18.269*** (4.085)	19.328*** (4.062)	18.991*** (4.060)	19.196*** (4.085)	18.848*** (4.067)	18.995*** (4.061)	18.991*** (4.060)	19.723*** (4.087)	19.526*** (4.058)
razonVoc		-1.059 (2.300)										
razonSta		-3.521 (2.029)										
<b>VARIABLES PREVIAS DE ALUMNO AGRUPADAS</b>												
c_nLibros				-0.030 (0.066)								
c_maxNivEd				4.305 (2.308)								
c_estMat				5.521 (8.322)								
c_nivClase				-7.004 (7.863)								
<b>VARIABLES DE RECURSOS</b>												
mesesProg					0.104 (0.427)							
exigencia					0.124 (0.128)							
avanMat					-6.432 (4.525)							
p_mujeres					0.218 (0.116)							
p_licMat					0.538* (0.214)	0.656*** (0.181)			0.619* (0.248)	0.656*** (0.181)	0.497** (0.187)	0.512** (0.185)
p_licPMat					0.369 (0.194)							

Cuadro 3.3 (continuación)- Análisis con la variable de conocimientos de matemáticas (*math*) como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (peer-effect)	Modelo 3 (Recursos)	Modelo 3 (solo sig)	Modelo 4 (Profesores)	Modelo 4 (solo sig)	Modelo 5 (Final)	Modelo 5 (solo sig)	Modelo 6 (Calidad)	Modelo 6 (solo sig.)
<b>VARIABLES DE PROFESORES (ACTIVIDAD Y CREENCIAS)</b>												
p_recicMath							-1.208 (0.819)					
p_recicPMath							1.875** (0.618)	1.199* (0.477)	0.144 (0.607)			
p_recicPed							-0.441 (0.475)					
p_tInvest							0.691 (2.261)					
p_tClass							0.828 (2.271)					
p_tOtros							1.713 (2.227)					
p_insatisf							0.168 (0.116)					
p_natReglas							3.011 (8.488)					
p_natProc							-2.222 (5.448)					
p_apDirig							-2.658 (9.942)					
p_apActivo							-1.060 (6.042)					
p_habFija							2.446 (8.390)					
<b>VARIABLES DE CALIDAD PERCIBIDA</b>												
p_prepEM											-5.250* (2.494)	-5.706* (2.453)
creePrep											-1.545 (0.913)	
creeCal											0.385 (0.903)	
Varianza residuos	3 098.4		2 431.1			2 422.0		2 423.4		2 422.0		2 417.5
Varianza centros	50.489		65.728			36.155		56.830		36.155		27.521
CCI	0.016											
LR test	3.746											
N	1 000											
Centros	44											

Legenda: \*  $p < 0.5$ ; \*\*  $p < 0.1$ ; \*\*\*  $p < 0.001$ . Entre paréntesis, los errores típicos de los coeficientes.

**Cuadro 3.4-** Análisis con la variable de conocimientos de didáctica de las matemáticas (pmath) como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (conocim.)	Modelo 2 (solo sig)	Modelo 3 (peer-effects)	Modelo 4 (recursos)	Modelo 5 (profes.)	Modelo 6 (alumnos agrup.)	Modelo 6 (corregido)
Intersección	493.60*** (2.41)	498.07*** (4.86)	497.74*** (4.83)	499.49*** (4.52)	502.10*** (2.24)	501.88*** (2.33)	502.15*** (2.53)	480.68*** (22.40)	523.73*** (20.79)	485.89*** (7.18)
<b>Variables previas del alumno</b>										
edad		-1.406** (0.452)	-1.379** (0.450)	-1.532*** (0.424)	-1.477*** (0.420)	-1.483*** (0.429)	-1.560*** (0.430)	-1.542*** (0.430)	-1.452*** (0.421)	-1.568*** (0.416)
mujer		-13.133** (4.683)	-12.753** (4.646)	-1.620 (4.515)						
nLibros		0.004 (0.015)								
estMadre		0.352 (0.688)								
estPadre		-0.255 (0.624)								
estMat		-6.031*** (1.824)	-6.152*** (1.809)	-2.408 (1.747)						
nivClase		-6.493*** (1.716)	-6.588*** (1.709)	-2.830 (1.656)						
razonMat		15.916*** (4.735)	15.702*** (4.686)	8.623 (4.487)						
razonVoc		0.501 (2.646)								
razonSta		-2.446 (2.334)								
<b>Conocimientos del alumno</b>										
mathcen500				0.370*** (0.034)	0.418*** (0.031)	0.415*** (0.031)	0.415*** (0.031)	0.417*** (0.031)	0.409*** (0.031)	0.412*** (0.031)
<b>Variables previas de alumno agrupadas</b>										
c_nLibros						0.067 (0.072)				
c_maxNivEd						0.282 (2.522)				
c_estMat						-0.353 (9.091)				
c_nivClase						-5.201 (8.548)				
<b>Variables de recursos</b>										
mesesProg							-0.092 (0.522)			
exigencia							0.322 (0.156)			
avanMat							-3.639 (5.540)			
p_mujeres							0.036 (0.138)			
p_licMat							0.227 (0.261)			
p_licPMat							-0.030 (0.234)			

Cuadro 3.4 (continuación)- Análisis con la variable de conocimientos de didáctica de las matemáticas (pmath) como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (conocim.)	Modelo 2 (solo sig)	Modelo 3 (peer-effects)	Modelo 4 (recursos)	Modelo 5 (profes.)	Modelo 6 (alumnos agrup.)	Modelo 6 (corregido)
<b>Variables de profesores (actividad y creencias)</b>										
p_recicMath								-0.951 (0.947)		
p_recicPMath								0.289 (0.716)		
p_recicPed								0.222 (0.548)		
p_tInvest								1.060 (2.615)		
p_tClass								0.769 (2.625)		
p_tOtros								0.740 (2.578)		
p_insatisf								-0.157 (0.134)		
p_natReglas								-1.295 (9.802)		
p_natProc								-2.393 (6.272)		
p_apDirig								4.186 (11.46)		
p_apActivo								8.957 (6.981)		
p_habFija								-15.117 (9.680)		
<b>Variables agrupadas de alumnos por centro</b>										
c_math									0.266 (0.155)	
c_Reglas									-17.115 (10.74)	
c_Proc									-4.712 (6.767)	
c_Profes									-2.614 (13.77)	
c_Activ									-10.200 (7.879)	
c_HFija									-21.241* (11.43)	-16.199 (9.476)
creeHFija										-5.462* (2.359)
Varianza residuos	3 445.1		3 191.7		2 900.6					2 875.4
Varianza centros	88.02		102.63		64.99					43.02
CCI	0.025									
LR test	1.685									
N	1 000									
Centros	44									

Leyenda: \*  $p < 0.5$ ; \*\*  $p < 0.1$ ; \*\*\*  $p < 0.001$ . Entre paréntesis, los errores típicos de los coeficientes.

**Cuadro 3.5-** Análisis con la variable de creencia en la naturaleza de las matemáticas como un conjunto de reglas (creeReglas), como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (Conocim.)	Modelo 2 (solo sig)	Modelo 3 (Recursos)	Modelo 4 (Profesores)	Modelo 4 (solo sig)	Modelo 5 (alumnos agrupados)	Modelo 5 (corregido)	Modelo 5 (solo sig)	Modelo 6 (Final)
Intersección	0.755*** (0.047)	0.889*** (0.085)	0.826*** (0.053)	0.764*** (0.054)	0.764*** (0.054)	0.797*** (0.059)	1.118** (0.386)	0.720*** (0.054)	1.715*** (0.159)	1.762*** (0.139)	1.562*** (0.158)	1.246*** (0.169)
<b>VARIABLES PREVIAS DEL ALUMNO</b>												
edad		-0.007 (0.008)										
mujer		-0.067 (0.079)										
nLibros		0.000 (0.000)										
estMadre		-0.006 (0.012)										
estPadre		0.006 (0.011)										
estMat		0.112*** (0.031)	0.119*** (0.029)	0.086** (0.030)	0.087** (0.030)	0.119*** (0.030)	0.120*** (0.029)	0.120*** (0.029)	0.128*** (0.029)	0.087** (0.027)	0.121*** (0.029)	0.093** (0.030)
nivClase		0.103*** (0.029)	0.102*** (0.028)	0.073* (0.029)	0.073** (0.028)	0.103*** (0.028)	0.100*** (0.028)	0.099*** (0.027)	0.096*** (0.027)	0.055* (0.026)	0.102*** (0.027)	0.072* (0.028)
razonMat		-0.049 (0.080)										
razonVoc		0.115*** (0.045)	0.105* (0.044)	0.104* (0.044)	0.104* (0.044)	0.104* (0.044)	0.108* (0.044)	0.105* (0.044)	0.100* (0.044)	0.089* (0.041)	0.117** (0.044)	0.116** (0.044)
razonSta		0.199*** (0.039)	0.211*** (0.038)	0.206*** (0.038)	0.206*** (0.038)	0.211*** (0.039)	0.207*** (0.039)	0.207*** (0.038)	0.193*** (0.038)	0.146*** (0.036)	0.192*** (0.038)	0.186*** (0.038)
<b>CONOCIMIENTOS DEL ALUMNO</b>												
mathcen500				-0.002*** (0.001)	-0.002*** (0.001)							-0.002*** (0.001)
pmathcen500				0.000 (0.001)								
<b>VARIABLES DE RECURSOS</b>												
mesesProg								-0.008 (0.011)				
exigencia								-0.002 (0.003)				
avanMat								0.163 (0.122)				
p_mujeres								0.000 (0.003)				
p_licMat								0.003 (0.006)				
p_licPMat								-0.003 (0.005)				

**Cuadro 3.5 (Continuación)**- Análisis con la variable de creencia en la naturaleza de las matemáticas como un conjunto de reglas (creeReglas), como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (Conocim.)	Modelo 2 (solo sig)	Modelo 3 (Recursos)	Modelo 4 (Profesores)	Modelo 4 (solo sig)	Modelo 5 (al.agrupados)	Modelo 5 (corregido)	Modelo 5 (solo sig)	Modelo 6 (Final)
<b>Variables de profesores (actividad y creencias)</b>												
p_recicMath							0.035 (0.016)					
p_recicPMath							-0.010 (0.012)					
p_recicPed							0.009 (0.009)					
p_tInvest							-0.028 (0.045)					
p_tClass							-0.019 (0.045)					
p_tOtros							-0.035 (0.044)					
p_insatisf							0.001 (0.002)					
p_natReglas							0.218* (0.168)	0.440*** (0.110)				0.302** (0.102)
p_natProc							-0.009 (0.108)					
p_apDirig							0.157 (0.197)					
p_apActivo							-0.005 (0.120)					
p_habFija							0.120 (0.166)					
<b>Variables agrupadas de alumnos por centro</b>												
c_math									0.003 (0.003)			
c_pmath									-0.004 (0.003)			
c_Proc									0.013 (0.111)			
c_Profes									0.210 (0.158)			
c_Activ									0.616** (0.190)	-0.265** (0.088)	-0.390*** (0.089)	-0.291** (0.088)
c_HFija									-0.273* (0.124)			
creeProfes									-0.121 (0.193)	0.487*** (0.040)		
creeActiv										0.053* (0.024)	-0.026 (0.025)	-0.020 (0.025)
Varianza residuos	0.966		0.899		0.886			0.898			0.901	0.886
Varianza centros	0.048		0.050		0.049			0.027			0.016	0.010
CCI	0.048											
LR test	10.273**											
N	1 000											
Centros	44											

Leyenda: \* p<0.5; \*\* p<0.1; \*\*\* p<0.001. Entre paréntesis, los errores típicos de los coeficientes.

**Cuadro 3.6-** Análisis con la variable de creencia en que el aprendizaje de las matemáticas debe seguirse una metodología activa (creeActiv), como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (conocim.)	Modelo 2 (solo sig)	Modelo 3 (Recursos)	Modelo 4 (Profesores)	Modelo 4 (solo sig)	Modelo 5 (alumnos agrupados)	Modelo 5 (corregido)	Modelo 6 (final)
Intersección	1.757*** (0.067)	1.676*** (0.112)	1.726*** (0.068)	1.756*** (0.071)	1.781*** (0.065)	1.780*** (0.077)	1.321* (0.604)	1.826*** (0.076)	0.911 (0.456)	0.548* (0.205)	0.684** (0.207)
<b>Variables previas del alumno</b>											
edad		0.002 (0.010)									
mujer		0.051 (0.101)									
nLibros		0.000 (0.000)									
estMadre		-0.003 (0.015)									
estPadre		0.014 (0.014)									
estMat		0.008 (0.040)									
nivClase		0.032 (0.037)									
razonMat		0.222* (0.102)	0.189* (0.094)	0.132 (0.098)		0.194* (0.095)	0.199* (0.095)	0.197* (0.094)	0.174 (0.094)	-0.087 (0.089)	-0.125 (0.090)
razonVoc		0.176** (0.057)	0.170** (0.057)	0.169** (0.057)	0.178** (0.056)	0.170** (0.057)	0.165** (0.057)	0.170** (0.057)	0.185** (0.056)	0.114* (0.052)	0.113* (0.052)
razonSta		-0.121* (0.051)	-0.118* (0.050)	-0.113* (0.049)	-0.112* (0.049)	-0.114* (0.050)	-0.109* (0.050)	-0.117* (0.049)	-0.106* (0.049)	-0.091* (0.045)	-0.085 (0.045)
<b>Conocimientos del alumno</b>											
mathcen500				0.000 (0.001)							
pmathcen500				0.002** (0.001)	0.002*** (0.001)						0.002** (0.001)
<b>Variables de recursos</b>											
mesesProg						0.009 (0.016)					
exigencia						0.004 (0.005)					
avanMat						-0.274 (0.170)					
p_mujeres						0.002 (0.004)					
p_licMat						0.005 (0.008)					
p_licPMat						-0.002 (0.007)					



**Cuadro 3.6 (Continuación)**- Análisis con la variable de creencia en que el aprendizaje de las matemáticas debe seguirse una metodología activa (creeActiv), como dependiente

	Modelo nulo	Modelo 1 (básico)	Modelo 1 (solo sig)	Modelo 2 (conocim.)	Modelo 2 (solo sig)	Modelo 3 (Recursos)	Modelo 4 (Profesores)	Modelo 4 (solo sig)	Modelo 5 (al.agrupados)	Modelo 5 (corregido)	Modelo 6 (final)
<b>Variables de profesores (actividad y creencias)</b>											
p_recicMath							-0.048 (0.026)				
p_recicPMath							0.040 (0.020)				
p_recicPed							-0.009 (0.015)				
p_tInvest							-0.054 (0.074)				
p_tClass							-0.038 (0.074)				
p_tOtros							-0.028 (0.073)				
p_insatisf							0.004 (0.004)				
p_natReglas							-0.185* (0.270)	-0.411* (0.167)			-0.256* (0.127)
p_natProc							0.085 (0.173)				
p_apDirig							-0.132 (0.317)				
p_apActivo							0.068 (0.194)				
p_habFija							0.082 (0.268)				
<b>Variables agrupadas de alumnos por centro</b>											
c_math									0.003 (0.004)		
c_pmath									-0.003 (0.004)		
c_Reglas									-0.390 (0.242)		
c_Proc									0.455*** (0.122)	0.314** (0.109)	0.289** (0.105)
c_Profes									-0.398 (0.308)		
c_HFija									0.088 (0.269)		
creeProc										0.345*** (0.026)	0.343*** (0.026)
Varianza residuos	1.500		1.481		1.470			1.481		1.250	1.239
Varianza centros	0.121		0.109		0.110			0.090		0.039	0.031
CCI	0.075										
LR test	29.799***										
N	1 000										
Centros	44										

Leyenda: \* p<0.5; \*\* p<0.1; \*\*\* p<0.001. Entre paréntesis, los errores típicos de los coeficientes.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Algan, Yann; Pierre Cahuc y Andrei Shleifer. 2011. "Teaching practices and social capital", *IZA Discussion Paper*, 6052.
- Berkowitz, Daniel y Mark Hoekstra. 2011. "Does high school quality matter? Evidence from admissions data", *Economics of Education Review*, 30, 2 (abril): 280-288.
- Bowles, Samuel y Levin, Henry M. 1968. "The Determinants of Scholastic Achievement. An Appraisal of Some Recent Evidence". *Journal of Human Resources* 3 (1): 3-24.
- Brese, Falk y Maria Teresa Tatto (eds.). 2012a. *TEDS-M 2008 Users Guide for the International Database*. Hamburgo: IEA.
- Brese, Falk y Maria Teresa Tatto (eds.). 2012b. *TEDS-M 2008 Users Guide for the International Database. Supplement 1*. Hamburgo: IEA.
- Brese, Falk y Maria Teresa Tatto (eds.). 2012c. *TEDS-M 2008 Users Guide for the International Database. Supplement 2*. Hamburgo: IEA.
- Brese, Falk y Maria Teresa Tatto (eds.). 2012d. *TEDS-M 2008 Users Guide for the International Database. Supplement 3*. Hamburgo: IEA.
- Brunello, Giorgio y Lorenzo Rocco. 2011. "The effect of immigration on the school performance of natives: cross country evidence using PISA test scores", *IZA Discussion Paper*, 5479.
- Burke, Mary A. y Tim R. Sass. 2008. "Classroom peer effects and student achievement", *Federal Reserve Bank of Boston. Working Papers*, 08-5.
- Carrell, Scott E. y Mark L. Hoekstra. 2008. "Externalities in the classroom: how children exposed to domestic violence affect everyone's kids", *NBER Working Paper*, 14246.
- Cebolla-Boado, Héctor y Garrido-Medina, Luis. 2013. Los efectos de la educación universitaria en el conocimiento en matemáticas en España y en EE.UU.: evidencias del cuestionario TEDS-M. *En este mismo volumen*.
- Di Paolo, Antonio. 2010. "School composition effects in Spain", *Xarxa de Referència en Economia Aplicada. Document de Treball*, XREAP2010-13.
- Dobbie, Will y Roland G. Fryer, Jr. 2009. "Are high quality schools enough to close the achievement gap? Evidence from a social experiment in Harlem", *NBER Working Paper*, 15473.

Egido, I., y López, E. (2013). Análisis del prácticum en los estudios de Magisterio en España a partir de los datos de TEDS-M. *En este mismo volumen*.

Fernández, Juan J. 2009. "Herencia genética y rendimiento educativo: nuevos avances en la bibliografía empírica internacional", *Panorama Social*, 10: 129-139.

Fernández, Juan J. y Juan Carlos Rodríguez. 2008. "Los orígenes del fracaso escolar en España. Un estudio empírico", *Mediterráneo económico*, 14: 323-349.

Gaviria, José Luis y María Castro. 2005. *Modelos jerárquicos lineales*. Madrid: La Muralla.

Gibbons, Stephen y Shqiponja Telhaj. 2012. "Peer effects: evidence from secondary school transition in England", *IZA Discussion Paper*, 6455.

Instituto de Evaluación. 2010. *PISA 2009. Programa para la Evaluación Internacional de los Alumnos. OCDE. Informe español*. Madrid: Ministerio de Educación.

INEE. 2012. *TEDS-M. Estudio Internacional sobre la formación inicial en matemáticas de los maestros. Informe Español*. Madrid: Instituto Nacional de Evaluación Educativa, Ministerio de Educación, Cultura y Deporte.

Ji, Yuemei. 2009. "How schools influence students' academic achievements. A behavioral approach with empirical evidence from Add Health data", *KULeuven. Center for Economic Studies – Discussion Papers*, 09.17.

Kiss, David. 2011. "The impact of peer ability and heterogeneity on student achievement: evidence from a natural experiment", *Institut für Wirtschaftspolitik und Quantitative Wirtschaftsforschung. Discussion Papers*, 02/2011.

Kramarz, Francis; Stephen Machin y Amine Ouazad. 2008. "What makes a test score? The respective contributions of pupils, schools, and peers in achievement in English primary education", *IZA Discussion Paper*, 3866.

Lacasa, José Manuel. 2011. *PISA 2009. Una segunda mirada*. Madrid: Confederación Española de Centros de Enseñanza.

Lavy, Victor; M. Daniele Paserman y Analia Schlosser. 2008. "Inside the black box of ability peer effects: evidence from variation in the proportion of low achievers in the classroom", *NBER Working Paper*, 14415.

Lefebvre, Pierre; Philip Merrigan y Matthieu Verstraete. 2008. "The effects of school quality and family functioning on youth math scores: a Canadian longitudinal analysis", *CIRPÉE Working Paper*, 08-22.

Montalvo, J.G., y Gorgels, S. (2013). Calidad del profesorado, calidad de la enseñanza y aprendizaje. *En este mismo volumen*.

Muraki, Eiji. 1992. "A Generalized Partial Credit Model: Application of an EM Algorithm". *Applied Psychological Measurement*, 16: 159-176.

Neidell, Matthew y Jane Waldfogel. 2008. "Cognitive and non-cognitive peer effects in early education", *NBER Working Paper*, 14277.

OECD. 2007a. *PISA 2006. Science competencies for tomorrow's world. Volume 1: analysis*. París: OECD.

Pajares Box, Ramón. 2005. *Resultados en España del estudio PISA 2000: conocimientos y destrezas de los alumnos de 15 años*. Madrid: Ministerio de Educación y Ciencia, Instituto Nacional de Evaluación y Calidad del Sistema Educativo, 2005 (se escribió en 2002, pero no fue editado hasta esta fecha).

Pardo, Antonio y Miguel Ángel Ruiz. 2013. *Análisis de datos en ciencias sociales y de la salud (volumen III)*. Madrid: Síntesis (en prensa).

Pedró, Francesc. 2012. "Deconstruyendo los puentes de PISA: del análisis de resultados a la prescripción política". *Revista Española de Educación Comparada*, 19 (2012), 139-172. ISSN: 1137-8654.

Penalva, José. 2008. *Claves del modelo educativo en España*. Madrid: La Muralla.

Pérez-Díaz, Víctor; Juan Carlos Rodríguez y Juan J. Fernández. 2009. *Educación y familia. Los padres ante la educación general de sus hijos en España*. Madrid: Fundación de las Cajas de Ahorros.

Raudenbush, Stephen W. y J. Douglas Willms, J. 1995. "The estimation of school effects". *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 20 (4), 307-335.

Raudenbush, Stephen W. y Anthony S. Bryk. 2002. *Hierarchical Linear Models. Applications and Data Analysis Methods* (2ª edición). Thousand Oaks, CA: Sage.

Reuelta, Javier; Abad, Francisco J. y Ponsoda, Vicente. 2006. *Modelos políticos*. Madrid: La Muralla.

Rivkin, Steven G., Eric A. Hanushek y John F. Kain. 2005. "Teachers, schools, and academic achievement", *Econometrica*, 73, 2: 417-458.

Rizopoulos, Dimitris. 2006. "ltm: An R package for Latent Variable Modelling and Item Response Theory Analyses", *Journal of Statistical Software* 17 (5), 1-25.

Van Ewijk, Reyn y Peter Sleegers. 2006. "Peer ethnicity and achievement: a meta-analysis into the compositional effect", *TIER Working Paper Series*, 10/06.

Webbink, Dinand. 2005. "Causal effects in education", *Journal of Economic Surveys*, 19, 4: 535-560.

OECD. 2009. *Creating effective teaching and learning environments. First results from TALIS*. París: OECD.

## ANEXO I

 RELACIÓN DE VARIABLES Y TRANSFORMACIONES  
USADAS EN LOS ANÁLISIS

## Variables de institución

### a) *mesesProg*

#### Meses de duración del programa formación

Construida a partir de las variables MIAB003A y MIA003B (años y meses de duración). Para calcularla se multiplicaron los años por 12 y se sumaron los meses.

### b) *exigencia*

#### Tasa bruta de graduación (%) de la institución entre 2005 y 2008

Construida a partir de las variables MIB007C-F y MIB008A1-4. El grupo de variables MIB007 corresponde al número de estudiantes de nuevo ingreso entre los años 2003 y 2008, mientras que las variables MIB008 informan sobre el número de graduados en el mismo intervalo de tiempo. Con tales datos, y considerando que la duración del programa es de tres cursos, se han calculado las tasas brutas de graduación de cada centro, es decir, el porcentaje de graduados sobre el de matriculados dos años antes, entre 2005 y 2008. Cuando alguno de los datos era cero, se han utilizado los años completos disponibles. En los dos casos en que la tasa superaba el 100% se ha reducido el dato hasta este límite.

### c) *avanMat*

#### En el programa de matemáticas hay contenidos avanzados

Dicotómica que indica que en el centro el peso curricular de las matemáticas de nivel universitario es moderado o alto. Está basado en la variable MID011C.

## Variables de profesores agrupadas por centro

Las siguientes variables se han obtenido agrupando las respuestas de los docentes por centro. Por tanto, son en realidad variables de centro, aunque obtenidas a partir del cuestionario de profesores. Todas las variables de este apartado llevan el prefijo 'p\_' para distinguirlas del resto.

### a) *p\_mujeres*

#### Porcentaje de mujeres en el claustro

Obtenida a partir de la variable MEA002.

**b) *p\_licMat*****Porcentaje de licenciados en matemáticas en el claustro del centro**

Basada en la variable MEA003A. Se han considerado los valores perdidos como no titulados en esta área.

**c) *p\_licPMat*****Porcentaje de licenciados en pedagogía de las matemáticas en el claustro del centro**

Basada en la variable MEA003B. Se han considerado los valores perdidos como no titulados en este área.

**d) *p\_recicMath, p\_recicPMath, p\_recicPed*****Promedio de horas anuales dedicadas por los docentes de cada centro a cursos sobre matemáticas, didáctica de las matemáticas y pedagogía general**

Estas tres variables se construyen a partir de las variables MEC002, que informan sobre el número de horas que los docentes han participado en cursos como alumnos en matemáticas, didáctica de las matemáticas y pedagogía general. Para ello, se han recodificado los valores originales de las variables (1 a 5) a 0, 3, 10, 20 y 40 horas anuales, y luego se han calculado las medias de los profesores de cada centro. También se recodificaron los valores nulos como cero.

**e) *p\_tInvest, p\_tClases, p\_tOtros***

Promedio del porcentaje de tiempo dedicado a la investigación, a impartir clases, y a otros menesteres por los profesores de cada centro.

Basados en las variables MED002. Para cada profesor, la suma de las tres variables es 100.

**f) *p\_insatisf*****Porcentaje de profesores que consideran el programa de estudios inefectivo o muy inefectivo para preparar maestros de matemáticas**

Basado en la variable MEL002.

**g) *p\_natReglas, p\_natProc, p\_apDirig, p\_apActivo, p\_habFija*****Media por centro de las creencias de los profesores sobre la naturaleza y el aprendizaje de las matemáticas**

Media por centro de las puntuaciones de los profesores en los cinco índices de creencias utilizados en el TEDS (las variables MEK1RULE, MEK1PROC, MEK2TEAC, MEK2ACTV y MEK3FIXD), todos ellos basados en la TRI y con media 10. Una descripción de la construcción de los cinco índices y su posible significado está en el informe español del TEDS (INEE 2012: 100-105). Una descripción detallada de los test en que se basan los distintos índices en Brese y Tatto, 2012d, pp.8-9.

**h) *p\_prepEM*****Media por centro de las creencias de los profesores sobre la capacidad del programa de estudios para preparar profesores de matemáticas**

Basado en la variable MEL1PREP, que a su vez es un índice de media 10 basado en la TRI que recoge las opiniones de los profesores sobre cómo prepara el programa de estudios en trece áreas a los futuros docentes. Una descripción detallada del test en Brese y Tatto, 2012d, p.10.

**Variables de los alumnos (individuales y agrupadas por centro)**

Las variables de alumnos casi no sufren cambios, apenas recodificaciones que otorguen valores a variables categóricas, o que sirvan para resumir categorías en una variable. Sin embargo, en algún caso se empleará alguna variable agrupada a nivel de centro (en esos casos, la variable tendrá el prefijo 'c\_'), mientras que en otros ha sido necesario construir un índice a partir de las respuestas de los alumnos.

**a) *edad*****Edad del alumno**

Es la variable MFA001, sin transformaciones.

**b) *mujer*****Alumna**

Dicotómica que indica si el alumno es mujer (1) o no (0). Basada en MFA002.

**c) *nLibros*****Número de libros en casa de los padres del alumno**

Se ha recodificado la variable original MFA003 (que tomaba valores del 1 al 5) por una estimación del número de libros basada en los intervalos, de manera que las categorías 1-5 pasan a valer 5, 20, 65, 150 y 350 libros. La variable original tenía las siguientes frecuencias (ponderadas):

Cat	[%]	Recodificada
1	0.5	5 libros
2	6.6	20 libros
3	30.8	65 libros
4	27.1	150 libros
5	35.0	350 libros

**d) *estPadre, estMadre*****Nivel de estudios de la madre y el padre del alumno**



Basadas en MFA005 y MFA006. Se ha recodificado la variable a años de estudio estimados (se ha empleado el sistema de la LGE, pues es el más probable para la edad de los padres) según la siguiente tabla:

Cat	ISCED	Recod.	Descrip.
1	ISCED1	7	Primaria
2	ISCED2	8	Secundaria básica
3	ISCED3	12	Bachillerato
5	ISCED5B	11	FP I o II
6	ISCED5A.1	15	Diplomado universitario
7	ISCED5A.2	17	Licenciado universitario
8	ISCED6	19	Doctor

Esta tabla es diferente a la especificada por el TEDS para España (Brese y Tatto, 2012c, p. 98), pero por la distribución de proporciones nos ha parecido que contenía errores, y hemos propuesto y utilizado esta corrección. Dada la alta correlación en las variables, para evitar los casos perdidos se ha imputado el nivel de estudios de uno de los progenitores a los dos en el caso de que faltara algún dato. Las frecuencias ponderadas en la variable original son:

Frecuencias estMadre		Frecuencias estPadre	
Cat	%	Cat	%
1	37.2	1	35.8
2	16.5	2	15.0
3	15.1	3	14.6
5	15.4	5	15.3
6	8.3	6	6.1
7	4.5	7	9.6
8	1.9	8	3.3
Miss	1.0	Miss	0.4

#### e) *estMat*

##### Último curso en que estudió matemáticas en la enseñanza secundaria

Corresponde a la variable MFA008A, y solo se ha recodificado el nivel 6 (no han estudiado ESO) como nivel 2 (el más cercano a la media) porque son alumnos que, por edad, estudiaron con la LGE, y como desconocemos su nivel se les ha imputado un nivel medio. Las frecuencias ponderadas son:

**Frecuencias estMat**

	<b>%</b>	<b>Descrip</b>
1	28.8	2ºBachillerato científico/tecnológico
2	38.9	2ºBachillerato CC.SS
3	12.7	1ºBachillerato
4	17.2	4º ESO
5	1.2	Menos de 4º de ESO
Miss	1.2	Missing

**f) nivClase****Nivel del alumno con respecto a su clase en Secundaria**

Basado en MFA009. La distribución de frecuencias de la variable y su descripción es:

	<b>%</b>	<b>Descrip</b>
1	11.5	Entre los primeros de la clase
2	12.7	Cerca de los primeros
3	19.3	Por encima de la media
4	48.9	En la media
5	6.4	Por debajo de la media
NA	1.2	Miss

**g) razonMat****La pasión por las matemáticas fue una razón importante para querer ser profesor**

El estudiante dice que su pasión por las matemáticas fue una razón importante, cuando no la más importante, para ser profesor (dicotómica). Basada en la variable MFA011C, donde los valores 3 y 4 se recodificaron como 1 y los valores 1 y 2 como 0.

**h) razonVoc, razonSta****Las razones que llevaron al alumno a ser profesor fueron vocacionales o de estatus profesional**

Dos índices contruidos por nosotros utilizando TRI, y que indican cuánto valoró el alumno en su decisión de ser profesor razones de tipo vocacional o de estatus profesional. Los índices se construyeron a partir de las preguntas del bloque MFA011 (descartando MFA11C), y para asignar cada ítem a uno de los dos índices se utilizó un Análisis Factorial Exploratorio basado en correlaciones policóricas. El resultado final fue el siguiente (ítems originales en Brese y Tatto, 2012b, p.70):

**razonVoc**

MFA011D	Creo que tengo talento para enseñar
MFA011E	Me gusta trabajar con gente joven
MFA011G	Quiero tener influencia en la próxima generación

**razonSta**

MFA011B	Me atrajo la disponibilidad de plazas docentes
MFA011F	Me atrajeron los salarios de los profesores
MFA011I	Busqué la seguridad a largo plazo asociada con ser docente

Los ítems A y H fueron descartados. Para la construcción de los índices se usaron los datos de los alumnos españoles, eligiéndose el Modelo de Crédito Parcial Generalizado (Muraki 1992; Revuelta et al. 2006) para la obtención de los parámetros. Las razones que nos llevaron a ello y la descripción los parámetros obtenidos, además de los datos de las correlaciones policóricas y otras variables utilizadas en este procedimiento exceden el propósito de este trabajo, pero están a disposición de quienes nos lo soliciten. Para la estimación se utilizó la librería ltm de R (Rizopoulos 2006).

***i) c\_math, c\_pmath*****Medias de centro de rendimiento en matemáticas y didáctica de las matemáticas**

Las medias por centro de las variables MCK (rendimiento en matemáticas) y MPCK (rendimiento en didáctica de las matemáticas) obtenidos por los alumnos.

***j) c\_Reglas, c\_Proc, c\_Profes, c\_Activ, c\_HFija*****Medias de centro de creencias de los alumnos**

Medias de centro de las variables MEK1RULE, MEK1PROC, MEK2TEAC, MEK2ACTV y MEK3FIXD que miden las creencias de los alumnos en distintas áreas. Son equivalentes a las descritas en el apartado 2.g de este apéndice para los profesores.

***k) c\_nLibros, c\_maxNivEd, c\_estMat, c\_nivClase*****Variables de centro construidas por agregación de las variables de contexto de los alumnos**

Para estudiar los posibles *peer-effects* se han agregado algunas de las variables de contexto de los alumnos, como el número de libros que tienen en casa, el nivel educativo más alto de ambos progenitores, el nivel hasta el que el alumno estudió matemáticas en Secundaria y el nivel del alumno con respecto a su clase en Secundaria.

**l) *mathcen500, pmathcen500*****Rendimiento de los alumnos en matemáticas y didáctica de las matemáticas**

Basados en las variables MCK (rendimiento en matemáticas) y MPCK (rendimiento en didáctica de las matemáticas), pero centradas utilizando como media los 500 puntos, en vez de la media española.

**Variables dependientes****a) *math***

Nivel de matemáticas del alumno

**b) *pmath***

Nivel de didáctica de las matemáticas del alumno

**c) *creeReglas***

Nivel de creencia del alumno en que la naturaleza de las matemáticas es principalmente un conjunto de reglas y procedimientos.

**d) *creeActiv***

Nivel de creencia del alumno en que el aprendizaje de las matemáticas debe seguirse principalmente una metodología activa.

## ANEXO II

### VALORES DESCRIPTIVOS Y CENTRADO DE LAS VARIABLES USADAS EN LOS ANÁLISIS

#### ✚ VALORES DESCRIPTIVOS

#### Variables individuales

	n	media	dt	min	max	p5	p10	p25	p50	p75	p90	p95
edad	1000	22.84	3.79	20.00	54.00	20.00	20.00	21.00	22.00	24.00	27.00	30.00
mujer	1000	0.80	0.40	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
nLibros	1000	178.84	127.49	5.00	350.00	20.00	65.00	65.00	150.00	350.00	350.00	350.00
estMadre	1000	9.73	3.26	7.00	19.00	7.00	7.00	7.00	8.00	12.00	15.00	17.00
estPadre	1000	10.25	3.62	7.00	19.00	7.00	7.00	7.00	8.00	12.00	17.00	17.00
estMat	1000	2.27	1.07	1.00	5.00	1.00	1.00	1.00	2.00	3.00	4.00	4.00
nivClase	1000	3.24	1.13	1.00	5.00	1.00	1.00	2.00	4.00	4.00	4.00	5.00
razonMat	1000	0.21	0.41	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
razonVoc	1000	-0.05	0.70	-2.49	0.91	-1.26	-0.97	-0.48	-0.05	0.47	0.91	0.91
razonSta	1000	0.01	0.83	-1.45	1.76	-1.45	-1.19	-0.51	-0.01	0.64	1.12	1.52
creeReglas	1000	10.75	1.02	7.86	15.07	9.23	9.64	10.09	10.63	11.35	11.99	12.41
creeProc	1000	11.87	1.45	8.19	15.48	9.96	10.13	10.75	11.59	12.76	14.17	15.48
creeProfe	1000	9.18	0.78	4.98	11.32	7.96	8.18	8.87	9.27	9.72	10.03	10.22
creeActiv	1000	11.76	1.26	7.97	15.67	10.23	10.38	10.94	11.43	12.44	13.47	14.34
creeHFija	1000	9.27	0.74	5.14	11.45	8.07	8.45	8.90	9.38	9.71	10.02	10.32
creePrep	1000	11.26	1.97	4.20	16.17	8.21	8.92	10.07	11.19	12.46	13.66	14.91
creeCal	1000	10.80	2.04	5.03	17.35	7.83	8.75	9.63	10.67	11.97	13.38	14.47
math	1000	479.85	56.05	263.24	799.02	392.10	411.96	445.15	474.34	514.60	551.31	568.91
pmath	1000	492.52	61.13	128.01	694.72	383.17	419.62	456.97	492.18	537.05	562.50	583.85
mathcen500	1000	-20.15	56.05	-236.76	299.02	-107.90	-88.04	-54.85	-25.66	14.60	51.31	68.91
pmathcen500	1000	-7.48	61.13	-371.99	194.72	-116.83	-80.38	-43.03	-7.82	37.05	62.50	83.85

#### Variables del centro

	n	media	dt	min	max	p5	p10	p25	p50	p75	p90	p95
mesesProg	1000	41.38	4.54	34.00	51.00	36.00	36.00	36.00	42.00	44.00	48.00	49.00
exigencia	1000	70.90	15.89	38.31	100.00	44.12	46.63	59.72	73.75	79.65	90.83	100.00
avanMat	1000	0.22	0.41	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00

#### Variables de centro construidas agregando a los docentes

	n	media	dt	min	max	p5	p10	p25	p50	p75	p90	p95
p_mujeres	1000	52.74	17.74	11.11	100.00	25.00	30.00	40.00	54.55	62.50	72.73	85.71
p_licMat	1000	21.98	9.52	0.00	40.00	3.03	10.00	16.67	22.22	29.41	33.33	37.50
p_licPMat	1000	9.98	10.98	0.00	37.50	0.00	0.00	0.00	7.41	18.18	27.27	31.25
p_recicMath1000	5.00	3.35	0.00	13.25	0.00	0.43	2.22	5.00	7.06	9.17	12.20	
p_recicPMat1000	7.80	4.14	0.00	16.82	2.00	2.56	4.33	7.50	10.62	14.75	15.00	
p_recicPed	1000	19.66	5.12	9.80	28.94	11.88	13.33	15.45	19.12	23.44	27.00	28.00
p_tInvest	1000	20.50	6.22	7.00	32.86	10.00	12.50	16.00	19.73	25.83	28.12	29.38
p_tClass	1000	58.17	7.15	37.50	74.00	48.12	50.31	54.09	57.73	64.44	68.00	70.91
p_totros	1000	21.24	5.76	10.45	36.71	15.00	15.00	17.00	20.00	24.58	28.57	34.10
p_insatisf	1000	37.84	20.08	0.00	77.78	0.00	12.50	27.27	33.33	57.14	62.50	72.73
p_natReglas	1000	10.22	0.36	9.32	11.05	9.64	9.86	9.96	10.14	10.50	10.66	10.82
p_natProc	1000	12.87	0.44	12.01	13.75	12.17	12.32	12.53	12.86	13.27	13.37	13.71
p_apDirig	1000	8.79	0.35	8.00	9.47	8.10	8.25	8.51	8.88	9.02	9.24	9.27
p_apActivo	1000	12.03	0.42	11.04	12.94	11.30	11.58	11.78	11.93	12.36	12.62	12.76
p_habFija	1000	8.98	0.29	8.27	9.76	8.50	8.69	8.82	8.99	9.13	9.36	9.51
p_prepEM	1000	11.05	0.74	9.31	13.06	10.23	10.31	10.54	10.92	11.42	12.27	12.46

## Variables de centro construidas agregando a los alumnos

	n	media	dt	min	max	p5	p10	p25	p50	p75	p90	p95
c_math	1000	479.37	13.81	442.66	507.84	452.95	465.01	472.91	478.77	488.76	498.82	500.09
c_pmath	1000	491.54	15.56	437.31	525.83	465.28	469.81	482.46	493.60	501.80	510.23	514.38
c_Reglas	1000	10.76	0.29	9.83	11.53	10.41	10.45	10.61	10.74	10.99	11.11	11.17
c_Proc	1000	11.88	0.43	10.68	12.73	11.26	11.32	11.62	11.93	12.14	12.52	12.55
c_Profes	1000	9.18	0.24	8.38	9.54	8.82	8.87	9.03	9.18	9.36	9.42	9.50
c_Activ	1000	11.76	0.41	10.97	12.69	11.13	11.20	11.45	11.70	12.05	12.25	12.46
c_HFija	1000	9.27	0.22	8.82	9.71	8.87	8.94	9.13	9.29	9.41	9.57	9.60
c_nLibros	1000	176.92	35.90	100.83	280.50	122.59	137.76	153.97	172.41	194.05	227.07	238.20
c_maxNivEd	1000	10.93	0.97	8.55	13.16	9.30	9.66	10.53	10.85	11.41	12.25	12.31
c_estMat	1000	2.25	0.28	1.69	2.93	1.75	1.80	2.07	2.22	2.46	2.54	2.79
c_nivClase	1000	3.24	0.28	2.50	3.88	2.72	3.00	3.04	3.23	3.43	3.58	3.64

### CENTRADO DE LAS VARIABLES

Todas las variables, salvo las dicotómicas, *razonSta*, *razonVoc*, *math* y *pmath* están centradas. *razonSta* y *razonVoc* no lo están porque son variables construidas mediante TRI, y el cero marca la media del nivel de rasgo, mientras que *math* y *pmath* no lo están porque funcionan como variables dependientes. De hecho, se han creado las variables *mathcen500* y *pmathcen500* –que son las variables *math* y *pmath*, pero centradas en los 500 puntos– para utilizarlas como independientes.

La mayor parte de las variables centradas lo están tomando su media como punto de referencia, salvo aquellas variables que tienen una media internacional establecida: es el caso de *mathcen500* y *pmathcen500* (por eso se centran en 500 y no en su media), pero también todas aquellas referidas a creencias y sus agrupaciones, que se han centrado utilizando 10 como referencia, y no su media en España. Por fin, las dos variables categóricas que utilizamos –*nivClase* y *razonMat*– se han centrado alrededor de la categoría 3.