



UNIVERSIDAD
COMPLUTENSE
MADRID

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS
Y EMPRESARIALES

**¿ESTÁN RELACIONADAS LAS POLÍTICAS DE ESTRATIFICACIÓN CON LA
BRECHA EDUCATIVA DE LOS ESTUDIANTES INMIGRANTES EN EUROPA? UN
ANÁLISIS COMPARATIVO BASADO EN PISA 2018**

Iñaki Iriondo Múgica

Working Papers / Documentos de Trabajo. ISSN: 2255-5471

DT CCEE-2301 marzo 2023

<https://eprints.ucm.es/id/eprint/76891/>

Aviso para autores y normas de estilo: <http://economicasyempresariales.ucm.es/working-papers-ccee>



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons: Reconocimiento - No comercial.

¿ESTÁN RELACIONADAS LAS POLÍTICAS DE ESTRATIFICACIÓN CON LA BRECHA EDUCATIVA DE LOS ESTUDIANTES INMIGRANTES EN EUROPA? UN ANÁLISIS COMPARATIVO BASADO EN PISA 2018

Resumen:

El objetivo de este trabajo es analizar el papel de las políticas de estratificación en la determinación del gap educativo de la población inmigrante. Se propone un análisis comparado a partir de la explotación de los datos de PISA 2018 en matemáticas. En el trabajo empírico se estudian tres políticas básicas de estratificación (tracking, agrupación por capacidad y repetición de curso) junto con el efecto de la segregación escolar. Entre otros resultados se ha encontrado que el tracking explica una parte importante del efecto de la segregación escolar en Alemania, Francia e Italia. Con relación a España, la repetición de curso afecta especialmente a los estudiantes inmigrantes y explica una parte sustancial de su brecha educativa. Además, una vez introducidos los efectos fijos de los programas de estudio, la segregación escolar de estudiantes aventajados y desaventajados muestra efectos estadísticamente significativos que sugieren la existencia de peer effects.

Palabras clave: Brecha educativa de los inmigrantes; Políticas de estratificación; *Tracking*; Repetición de curso; Agrupación por capacidad; Segregación escolar.

ARE STRATIFICATION POLICIES RELATED TO THE IMMIGRANT EDUCATION GAP IN EUROPE? A COMPARATIVE ANALYSIS BASED ON PISA 2018 RESULTS

Abstract:

The aim of this paper is to analyse the role of stratification policies in the educational gap between immigrant and native students. This paper proposes a comparative study of the five most populated EU Member States based on the analysis of the PISA 2018 mathematics results. The empirical work studies the influence of three basic stratification policies (tracking, within-school ability grouping and grade repetition) on the immigrant education gap, together with the effect of school segregation. Among other results, it has been found that tracking explains a significant part of the effect associated with school segregation in Germany, France and Italy. In Spain, grade repetition particularly impacts immigrant students and explains a substantial part of the educational gap. On the other hand, once the study programme fixed effects are considered, the segregation of advantaged and disadvantaged students at school shows statistically significant effects that suggest the existence of peer effects.

Key words: Immigrant education gap; Stratification policies; Tracking; Grade repetition; Ability grouping; School segregation.

Materia: Economía de la educación

JEL: I21

Iñaki Iriondo Múgica

Departamento de Economía Aplicada, Estructura e Historia, Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad Complutense de Madrid, Pozuelo de Alarcón, Madrid, España

Marzo 2023 (fecha de recepción)

Este trabajo ha sido editado por la Biblioteca de la Facultad de CC Económicas y Empresariales de la UCM, de acuerdo con los requisitos de edición que figuran en la Web institucional. Las opiniones expresadas en este documento son de exclusiva responsabilidad de los autores.

1. INTRODUCCIÓN

El objetivo de este trabajo es estudiar el papel que desempeñan las políticas de estratificación en el gap educativo de los estudiantes de origen inmigrante. Por políticas de estratificación se entiende un conjunto amplio de prácticas orientadas a seleccionar a los estudiantes en función de su capacidad, básicamente por clases, programas de estudio o centros educativos. En algunos trabajos se ha encontrado que la estratificación tiende a beneficiar a los estudiantes de mayor capacidad y a perjudicar a los de menos capacidad. En la medida en que los estudiantes de origen inmigrante se incorporan en los sistemas educativos de los países de destino en una posición desfavorable, por el menor dominio del idioma, las limitaciones en su formación previa, o por pertenecer a familias de menor estatus socioeconómico, las políticas de estratificación pueden afectarles negativamente.

El proceso de envejecimiento de la población europea va a animar en el futuro un crecimiento significativo de la inmigración, razón por la cual, se hace necesario abordar cuanto antes los problemas de integración en el sistema educativo de la población inmigrante (Zinovyeva et al., 2014). Además, el estudio de la integración escolar de la población de origen migrante tiene un interés especial en los países del sur de Europa, con una menor tradición migratoria, dado que la investigación sobre el tema es relativamente escasa.

En el contexto europeo conviven modelos escolares diversos con relación a la agrupación de los estudiantes en función de su capacidad. Los sistemas no selectivos ofrecen un programa educativo común a todos los estudiantes, no estratifican a los alumnos en función de sus habilidades y tienden a aplicar la promoción automática de curso. Otros divergen del modelo anterior únicamente con relación a la repetición de curso que puede ser frecuente entre los estudiantes con menor capacidad. En otros países se tiende a estratificar a los estudiantes en función de sus habilidades cognitivas, y los clasifican en escuelas que desarrollan programas de estudios distintos, o bien lo hacen dentro de una misma escuela, creando grupos de estudiantes que siguen un mismo currículum aunque emplean aproximaciones pedagógicas o ritmos de aprendizaje diferenciados (Betts, 2011). En este trabajo se aborda un análisis comparado de los 5 países de la Unión Europea de mayor tamaño en términos de población en 2018 (se incluye el Reino Unido que formalmente deja de pertenecer a la UE en enero de 2020) y que aplican políticas de estratificación con perfiles diferenciados.

La base de datos que se va a explotar en el capítulo empírico son los resultados de PISA de 2018, elaborada por la OCDE. PISA es una prueba que mide los conocimientos y habilidades de los estudiantes de 15 años en el ámbito de lectura, matemáticas y ciencias. Proporciona información de una extraordinaria riqueza acerca de los alumnos y los centros educativos donde estudian, que es comparable por países, en la medida en que se elabora con una metodología común. En este trabajo nos vamos a centrar en el análisis de los resultados de la prueba de matemáticas, materia que en principio debería estar menos condicionada por las menores destrezas en el dominio del idioma por parte de los estudiantes inmigrantes.

En cuanto a la contribución del trabajo, habría que señalar en primer lugar el interés por realizar un análisis comparado de la brecha educativa de la población inmigrante en cinco países de la Unión Europea que aplican modelos diferenciados de gestión de la diversidad de las habilidades

y que además cuentan con trayectorias migratorias diversas. Con relación al enfoque metodológico, se debe señalar la enorme dificultad de estimar *peer effects* a partir de datos observacionales. En este trabajo se trata de controlar el sesgo de selección que afecta a la estimación de las funciones de producción educativas desde la perspectiva de omisión de variables relevantes. Para ello se introducen en los modelos un conjunto amplio de variables relativas a los estudiantes y a los centros educativos, junto con efectos fijos del programa educativo, que se asocian al proceso de selección escolar. Por último, se trata de cubrir un hueco en la literatura en la medida en que el estudio de la influencia de las políticas de estratificación en el gap educativo de la población inmigrante es un tema escasamente investigado.

El trabajo se ha estructurado del siguiente modo: en el capítulo 2 se presenta la revisión de la literatura. En el siguiente se describe la base de datos de PISA y se enumeran las variables utilizadas. En el capítulo 4 se muestra la metodología. En el capítulo 5 se presentan los resultados del trabajo empírico y finalmente en el capítulo 6 se recogen las principales conclusiones.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

El objetivo de este trabajo es analizar la asociación entre las políticas de estratificación y la brecha educativa de los estudiantes inmigrantes. Se entiende por *tracking* o políticas de estratificación a la tendencia que se observa en muchos sistemas educativos de dividir a los estudiantes en función de su capacidad dentro de una misma clase, por clases o por centros educativos (Betts, 2011). En contraposición, se definen los sistemas generalistas o no selectivos como aquellos donde se aplica un programa educativo común a estudiantes con capacidades y habilidades diversas dentro de una misma clase. En la práctica, el *tracking*, la estratificación o el *streaming* comprenden un conjunto amplio de prácticas para gestionar la diversidad de habilidades de los estudiantes que, siguiendo la terminología adoptada por la OECD (2016a) podemos clasificar del modo siguiente:

- **estratificación horizontal: agrupación por habilidades dentro de la escuela.** Se agrupa a los estudiantes según la capacidad, por clases o por grupos dentro de una misma clase. Se clasifica a los estudiantes en función de los resultados académicos y se busca crear un entorno de aprendizaje más homogéneo entre los estudiantes de cada grupo, organizando las clases por niveles de dificultad.
- **estratificación horizontal: clasificación por programas educativos,** que pueden tener una orientación académica o de formación profesional. La selección de los alumnos en cada programa puede venir determinada por los resultados de un examen (Pischke and Manning, 2006) o por las recomendaciones de los maestros basados en el rendimiento académico del estudiante durante la etapa educativa precedente (Jürges and Schneider, 2011).
- **estratificación vertical: repetición de curso.** La política de la repetición de curso está orientada a dotar de más tiempo para dominar el curriculum a aquellos estudiantes rezagados en el proceso de aprendizaje (OECD, 2016a). No obstante, en la práctica,

puede convertirse en una herramienta que condiciona la clasificación de los estudiantes por programas académicos o de formación profesional, o por niveles de estudio.

La principal motivación de las políticas de estratificación es la eficiencia. Se argumenta que reduciendo la heterogeneidad de las habilidades de los estudiantes en el aula, se puede diseñar un aprendizaje más acorde con las necesidades del grupo, lo que facilita la obtención de mejores resultados académicos (Hanushek and Wößmann, 2006; Rangvid-Schindler, 2007). Por ejemplo, Duflo, Dupas and Kremer (2011) proporcionan evidencia experimental de la aplicación del *tracking* en 121 escuelas de educación primaria en Kenia. Los autores encuentran que el *tracking* produce ganancias de eficiencia tanto en los alumnos del alto como de bajo rendimiento, al facilitar que el aprendizaje se adecúe al nivel de cada grupo. No obstante, los autores advierten de que el contexto en el que se ha realizado el experimento quizás tenga una aplicabilidad limitada en los países desarrollados. Por ejemplo, Vandenberg (2006) encuentra que el *tracking* no tiene un impacto significativo en los resultados académicos dentro de la OECD.

Betts (2011) señala que las sociedades más conservadoras pueden usar el *tracking* para favorecer a los hijos de las familias más ricas. En otros casos, el *tracking* puede estar diseñado para separar estudiantes con distintos antecedentes familiares, raciales, religiosos o según su origen migrante. El autor sugiere que los padres nativos pueden reaccionar ante un crecimiento de la inmigración demandando un *tracking* más temprano o un refuerzo de la agrupación por habilidades.

Quienes se oponen al *tracking* argumentan que las políticas de estratificación son injustas ya que segregan a los estudiantes más desfavorecidos en los programas de formación profesional o los entornos de aprendizaje menos exigentes (OECD, 2016a). Además, los estudiantes desaventajados no se benefician de la presencia en el aula de los estudiantes con mayor capacidad que podrían estimular su proceso de aprendizaje. En este sentido, Entorf and Lauk (2007) encuentran que el *tracking* temprano de los sistemas educativos de Austria y Alemania refuerza los efectos negativos de la segregación de los estudiantes migrantes al ser separados de los nativos con mayores habilidades. Los autores señalan que la estratificación genera *peer effects* negativos que acentúan las diferencias entre los niños de familias migrantes desaventajadas y las familias más aventajadas. En la misma línea, Hanushek and Wößmann (2006) encuentran que los países que aplican *tracking* a sus estudiantes antes de los 15 años muestran una mayor desigualdad en las pruebas de secundaria de PISA de 2003, una vez que las diferencias en la desigualdad existentes en educación primaria han sido controladas. Brunello y Checchi (2007) afirman que el *tracking* temprano refuerza los efectos de los antecedentes familiares en los años de escolarización, en la probabilidad de abandono escolar y en la probabilidad de estudiar en la universidad. Por último, Duflo, Dupas and Kremer (2011) advierten de que un efecto indirecto del *tracking* puede ser que los mejores maestros tengan incentivos para elegir los programas o centros educativos con estudiantes de mayor capacidad, perjudicando a los estudiantes de menor capacidad.

En la literatura se hace hincapié en dos dimensiones a la hora de evaluar el efecto del *tracking* en la igualdad de oportunidades: la edad a la que se produce la primera selección y el número de programas ofertados. Las familias migrantes pueden tener más dificultades para comprender la complejidad y las oportunidades que ofrece cada trayectoria educativa o simplemente

pueden tener un menor dominio del idioma, lo que dificulta la negociación con la dirección de los colegios en nombre de sus hijos. Además, los estudiantes inmigrantes se pueden ver perjudicados por la aplicación de un *tracking* temprano, en el caso de que lleven poco tiempo en el país de destino. La edad de llegada de los niños de origen migrante está relacionada con la brecha educativa, entre otras razones, por su impacto en el dominio del idioma (Basu, 2018). No obstante, otros autores encuentran que las habilidades lingüísticas juegan un papel menor en la explicación del gap educativo de los estudiantes inmigrantes (Schnepf, 2007). En la misma línea, Cebolla-Boado and Fernández-Reino (2021) encuentran que la concentración de estudiantes migrantes con menores destrezas con el idioma se asocia negativamente con los resultados académicos, aunque el tamaño del efecto es pequeño.

Betts (2011) señala que el *tracking* aumenta la desigualdad, en la medida en que mejora los resultados académicos de los estudiantes de capacidad media y alta, y reduce los de menor capacidad. Por su parte, Pischke and Manning (2006) llegan a una conclusión similar en un trabajo en el que analizan la reforma educativa que tiene lugar en Inglaterra en las décadas de los 1960s y 1970s, que pasa de un sistema de selección temprana con *tracking* en las escuelas de secundaria a otro modelo en el que predominan las escuelas generalistas. Los autores encuentran que las escuelas no selectivas benefician a los estudiantes de menor capacidad mientras que las estratificadas benefician a los estudiantes de mayor capacidad, aunque muestran sus cautelas con los resultados obtenidos por la dificultad de controlar el sesgo de selección con la estrategia de variables instrumentales empleada.

Los estudiantes de entornos socio-económicos desfavorecidos o de origen migrante se benefician de una mayor diversidad dentro de cada escuela por la interacción con los compañeros más capacitados (Entorf and Lauk, 2007; Krüger, 2020). Los *peer effects* son externalidades positivas que resultan de la convivencia de estudiantes con habilidades distintas. Se parte de la base de que los estudiantes no aprenden solo de sus maestros, sino que también lo hacen de sus compañeros (Schneeweiss and Winter-Ebmer, 2007). Hoxby (2000) encuentra evidencia a favor de la existencia de *peer effects* en las escuelas de EEUU: un aumento en 1 punto en las notas de lectura de los compañeros aumenta las notas de un estudiante entre 0.15 y 0.40 puntos, dependiendo de la especificación empleada. Sacerdote (2011) realiza una revisión de la literatura y señala que los modelos lineales tienden a encontrar que los *peer effects* son estadísticamente significativos, aunque de pequeño tamaño. Cuando se emplean modelos no lineales, se observa que los estudiantes con mayor habilidad se benefician en mayor medida de la presencia en el aula de otros estudiantes de altas capacidades. Por su parte, Diemer (2022) encuentra *peer effects* significativos y heterogéneos en las escuelas de Suecia: los estudiantes nativos de mayor capacidad no reciben un efecto positivo de sus compañeros, a diferencia de los estudiantes inmigrantes de mayor capacidad que se ven afectados negativamente por la interacción con otros estudiantes migrantes.

La segregación escolar acentúa la desigualdad en los rendimientos educativos en la medida en que se limita la interacción de los estudiantes vulnerables con otros que provienen de entornos socioeconómicos favorecidos. Por ese motivo, Agasisti et al. (2021) recomiendan la desagregación de las escuelas al objeto de favorecer la capacidad de resiliencia de los estudiantes de familias desaventajadas. La segregación escolar viene determinada por un

conjunto complejo de factores, donde intervienen la configuración del sistema educativo, las políticas de admisión que aplican los centros y las propias decisiones de las familias acerca de dónde establecen su residencia y en qué colegio desean que estudien sus hijos (OECD, 2016). Y aunque la magnitud de la segregación escolar varía geográficamente (Brunello and De Paola, 2017; Murillo, Martínez-Garrido and Belavi, 2017), la tendencia que se observa en algunos países europeos, como España, es hacia un aumento de la dimensión del problema, al disminuir la proporción de estudiantes nativos en los colegios públicos, a medida que en sus aulas aumenta la proporción de inmigrantes (Choi and Calero, 2012; Salinas and Santín, 2012; Murillo y Martínez-Garrido, 2018). Una tendencia similar se observa en las áreas metropolitanas de EEUU, donde el crecimiento de la proporción de migrantes en la población estudiantil se asocia con una mayor matriculación de los estudiantes nativos en las escuelas privadas (Bets, 2011).

3. DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS

PISA es el Programa para la Evaluación Internacional de Estudiantes de la OCDE. Se realiza con una periodicidad trienal desde el año 2000. En la edición de 2018 participaron alrededor de 600,000 estudiantes de 79 países (37 de ellos de la OCDE). PISA mide la capacidad de los jóvenes de 15 años de utilizar sus conocimientos y habilidades para desenvolverse en la vida real, a partir de unas pruebas que miden sus competencias en lectura, matemáticas y ciencias. En este trabajo nos centramos en la prueba de matemáticas orientada a medir la capacidad de los estudiantes de formular, aplicar e interpretar las matemáticas en contextos diferentes (INEE, 2020). En cuanto a los países analizados en este trabajo, se han seleccionado los cinco países de mayor población de la Unión Europea en 2018 (Alemania, Italia, Francia, Reino Unido y España).

La encuesta proporciona información de las pruebas cognitivas y de todo un conjunto de variables de las características personales de los estudiantes y de sus familias (estatus socioeconómico y cultural, actitudes hacia el aprendizaje, percepciones sobre el profesorado, entre otras) y de los centros educativos (recursos materiales y personales, prácticas docentes o políticas académicas) (OECD, 2020). Los datos son representativos de la población escolar de 15-16 años en cada país, situándose el tamaño muestral en el rango de 5,000 a 10,000 estudiantes. No obstante, en algunos países como España se amplía la muestra para obtener resultados regionales comparables a escala internacional, razón por la cual la muestra final se sitúa en torno a los 35,000 estudiantes. En cuanto al método de muestreo es bi-etápico, primero de centros educativos y en segundo lugar de estudiantes.

Los resultados de las pruebas cognitivas se escalan de manera que tengan una distribución normal, con una media de 500 puntos y una desviación típica de 100 puntos. En la práctica, PISA proporciona los datos de las pruebas mediante 10 valores plausibles obtenidos de los modelos de Teoría de Respuesta al Ítem. Los valores plausibles se obtienen mediante múltiples imputaciones basadas en las respuestas de los alumnos al subconjunto de preguntas de la prueba que se les asignó aleatoriamente. Por otra parte, dado el complejo diseño muestral de PISA, las estimaciones de los errores estándar que proporcionan los paquetes estadísticos habituales pueden estar sesgadas. Por esa razón, la estimación de las varianzas muestrales se apoya en métodos de replicación Bootstrap con la modificación de Fay, para lo cual es necesario utilizar 80 ponderaciones (OECD, 2009). La OECD ha desarrollado el paquete “repest” para analizar los datos de PISA con STATA utilizando pesos replicados y variables de imputación

múltiple (valores plausibles). El paquete calcula el estimador promedio de los valores plausibles y proporciona el error de imputación del estimador de la varianza.

A continuación se describen las variables utilizadas en el análisis, agrupadas en tres bloques: variables sobre los estudiantes y su entorno familiar; variables de los centros educativos; y finalmente variables representativas de las políticas de estratificación aplicadas en cada país o centro educativo.

A) VARIABLES DE LOS ESTUDIANTES

- los estudiantes inmigrantes son aquellos cuyos padre y madre han nacido en un país distinto al de la realización de la prueba (OCDE, 2016b). Estudiantes inmigrantes de segunda generación (mig. 2nd gener.) son aquellos que nacieron en el país de realización de la prueba, cuyos padres han nacido en el extranjero. Por su parte, migrantes de primera generación son aquellos que nacieron en el extranjero, al igual que sus padres. En el análisis empírico se ha diferenciado entre los estudiantes de primera generación que llegaron al país de destino con una edad de 0 a 6 años (mig 1st age arr.(0-6)) de aquellos que llegaron con una edad de 7 a 16 años (mig 1st age arr.(7-16)). Las tres variables que caracterizan el perfil inmigrante del estudiante son variables dicotómicas que adoptan valor 1 si el estudiante pertenece a la categoría definida y 0 en caso de no pertenencia.

- el género del estudiante (female) se mide con una variable dummy que adopta valor 1 si el género es femenino y 0 si es masculino

- el estatus socioeconómico y cultural (ESCS) es un índice, con media 0 para el promedio de la OCDE en ese año y desviación típica 1, que se elabora a partir de la categoría ocupacional y nivel educativo de los padres, y de los recursos disponibles en el hogar (número de libros, dispositivos digitales, entre otros). A partir de la información de este índice, PISA clasifica como estudiante socioeconómicamente desfavorecido al que se encuentra por debajo del primer cuartil de ESCS en su país, y socioeconómicamente favorecido al que se halla por encima del tercer cuartil de ESCS en su país. Para más detalles acerca de la construcción de los índices en PISA, se recomienda consultar OECD (2019a).

- para aproximarnos al dominio del idioma del país de destino de los estudiantes inmigrantes, se ha utilizado la pregunta *“Which language do you usually speak with: My best friend?”*, a partir de la cual se ha construido una variable dummy (other language) que adopta valor 1 cuando el estudiante afirma que *“la mayor parte del tiempo hablo en mi lengua de herencia”* y 0 cuando *“la mayor parte del tiempo hablo en el idioma en que respondo al test”*, cuando *“hablo con la misma frecuencia en mi lengua de herencia o el idioma del test”* o cuando la respuesta es *“no aplicable”*, categoría que recoge entre otras situaciones, si la lengua heredada y la del test son la misma. Se ha optado por trabajar con esta pregunta frente a la alternativa, también empleada en la literatura, *“What language do you speak at home most of the time?”*, al poder estar condicionada la elección del idioma empleado en el hogar por las reducidas destrezas con lingüísticas

de los padres y no de los hijos, que, dependiendo del tiempo que hayan permanecido en el país de destino, pueden hablar con fluidez el idioma local (Schnepf, 2007).

- a partir de la pregunta acerca del mes de nacimiento del estudiante, se han creado dos variables dummies relativas al primer trimestre (January-March) y último trimestre del año (October-December).

- para el estudio del absentismo escolar PISA 2018 construye una variable dicotómica (student truancy) a partir de dos preguntas que informan de si el estudiante ha faltado a clases o días completos en las dos semanas previas a la realización del test. La variable adopta valor 1 si el estudiante ha faltado al menos a una clase o día completo en las dos semanas anteriores y 0 cuando el estudiante no ha faltado a ninguna clase o día completo en el mismo periodo de referencia.

- al objeto de controlar el apoyo emocional de los padres se ha trabajado con la variable *"My parents support my educational efforts and achievements"* relativa al año académico en que realizaron la prueba PISA. A partir de esta pregunta se ha construido una variable dicotómica (parents support) que adopta valor 1 cuando el estudiante responde que está totalmente de acuerdo y 0 en el caso de que responda que está muy en desacuerdo, en desacuerdo y de acuerdo.

- PISA 2018 pregunta a los padres acerca de los criterios más importantes en la elección del centro educativo de sus hijos. Una de los criterios estudiados es que *"The school has a good reputation"*. A partir de esta pregunta se ha construido una variable dummy (good reput. school) que adopta valor 1 cuando los padres responden que el criterio es "importante" o "muy importante" en su elección y 0 si responden que el criterio es "no importante" o es "algo importante". La inclusión de esta pregunta en los modelos es muy relevante en la medida en que permite reducir el sesgo de selección (Entorf and Lauk, 2007). La principal limitación es que se dispone de información únicamente para dos de los cinco países analizados: Alemania e Italia.

- PISA 2018 formula a los estudiantes varias preguntas acerca de su valoración de la educación: *"Esforzarme en la escuela me ayudará a conseguir un buen trabajo"*; *"Esforzarme mucho en la escuela me ayudará a entrar en una buena universidad"*; y *"Es importante esforzarse en la escuela"*. A partir de ellas se construye el "índice del valor de la escuela" (trying hard) donde los valores positivos indican que el estudiante valora la educación en mayor medida que la media de la OECD.

- Por último, PISA 2018 construye un índice de entusiasmo docente (teacher enthusiasm) formulando a los estudiantes diversas preguntas acerca de las dos últimas clases de lengua, previas a la realización del test: *"Me quedó claro que al profesor le gustaba enseñarnos"*; *"Me inspiró el entusiasmo del profesor"*; *"Era claro que al profesor le gusta tratar el tema de la lección"*; y *"El maestro mostró disfrute en la enseñanza"*. Valores positivos de la variable indican que los profesores de la lengua son más entusiastas que la media de la OECD.

B) VARIABLES DE LOS CENTROS EDUCATIVOS

- Al objeto de evaluar la eventual existencia de *peer effects*, se han construido tres variables que miden la composición de los centros educativos, combinando información del estatus socioeconómico y de los antecedentes migratorios. La evidencia empírica indica que es la concentración de inmigrantes desaventajados, y no la de inmigrantes per se, la que tiene un impacto negativo en el aprendizaje (OECD, 2016b). Por ese motivo se definen dos variables dummies que miden la concentración escolar de migrantes desaventajados (disadv. mig. (> 20%)) y nativos desaventajados (disadv. nat. (> 30%)), es decir, aquellos que situados en el primer cuartil del índice de estatus socioeconómico y cultural. Para comparar los *peer effects* de estudiar en colegios con una proporción elevada de alumnos ubicados en el cuarto cuartil del índice ESCS, se ha construido una variable dicotómica que mide la concentración escolar de estudiantes favorecidos (advantaged (> 40%)), sin diferenciar entre nativos o inmigrantes, dada la reducida presencia de estos últimos en la cola superior de la distribución del índice ESCS. Al igual que en otros artículos, se ha trabajado con la hipótesis de que los *peer effects* se manifiestan a partir de que la concentración de estudiantes de un perfil específico supera un determinado umbral (Cebolla-Boado and Garrido-Medina, 2011; Brunello and De Paola, 2017). Los umbrales establecidos son comunes en los cinco países y se han fijado en el 20%, 30% y 40%, teniendo en cuenta la distribución de las tres categorías de estudiantes en la muestra.

- El tamaño de la población donde se ubica el centro educativo se ha obtenido a partir de la pregunta "*Which of the following definitions best describes the community in which your school is located?*". Las opciones de respuesta se han transformado en las siguientes variables dicotómicas: "*A village, hamlet or rural area (fewer than 3 000 people)*" (village), "*A small town (3 000 to about 15 000 people)*" (smalltown), "*A city (100 000 to about 1 000 000 people)*" (city), "*A large city (with over 1 000 000 people)*" (largecity), tomando como referencia la categoría excluida "*A town (15 000 to about 100 000 people)*" (town).

- La encuesta proporciona información acerca de la titularidad del centro educativo, a partir de la cual se construyen dos variables dicotómicas correspondientes con las categorías de "Private Independent" (private) y "Private Government-dependent" (priv. gov. funded). La categoría de referencia, excluida del análisis, es la correspondiente a los colegios de titularidad pública.

- Con relación a las políticas de admisión de los centros educativos, se han incorporado dos variables dicotómicas que miden la admisión en función de los resultados académicos (stu. admis. record) o en función de la residencia en un área determinada (stu. admis. resid). En ambos casos las variables toman valor 1 si el responsable del centro educativo responde "siempre" a la puesta en práctica de la mencionada política de admisión y toman valor 0 cuando responden "nunca" o "a veces".

- Con relación al tamaño de la clase, se ha creado una variable dummy (class size ≤ 20) que adopta valor 1 si la clase tiene hasta 20 estudiantes y 0 si el tamaño es superior, y

(class size >40) que toma valor 1 si la clase tiene más de 40 estudiantes y 0 si el tamaño es inferior. La categoría de referencia, excluida del modelo son las clases con una dimensión de entre 21 y 40 estudiantes.

- PISA 2018 plantea una serie de preguntas a los directores acerca de los factores que pueden obstaculizar el proceso formativo: falta de personal docente; personal docente inadecuado o poco calificado; falta de personal auxiliar; personal de asistencia inadecuado o poco calificado. A partir de estas preguntas construye el índice de escasez de personal (staff short), donde unos valores positivos indican que la cantidad y/o calidad de los recursos humanos de los que disponen en sus centros educativos son un obstáculo en su labor docente en mayor medida que el promedio de la OCDE.

C) POLÍTICAS DE ESTRATIFICACIÓN

- Agrupación por capacidades dentro de la escuela: con relación a la política escolar de agrupar a los estudiantes en función de su capacidad, se han construido dos variables dummies: “los estudiantes se agrupan por capacidad en diferentes clases” (gr. by abil. (betw. class)), y “los estudiantes se agrupan por capacidad dentro de sus clases” (gr. by abil. (with. class)), que toman valor 1 si el estudiante responde “en todas las asignaturas” o “en algunas asignaturas” y valor 0 si responde “en ninguna asignatura”.

- Repetición de curso: PISA proporciona una variable dicotómica (repeat) que toma valor 1 si el estudiante ha repetido curso y 0, en el caso de no haberlo hecho.

- *Tracking* por programas de estudio: PISA 2018 proporciona información sobre los programas de estudio ofertados en cada país. En la estimación de los modelos se incluye una variable dicotómica por cada programa educativo, dejando como referencia la correspondiente al programa con perfil académico. La oferta de programas educativos varía desde 1 en el Reino Unido a 5 en Alemania. No obstante, el nivel de desagregación de la variable es más amplio, al diferenciarse, por ejemplo en el caso del Reino Unido, entre los estudiantes que estudian para obtener *GCSE* o *A levels*, por regiones. Esto hace que el número de variables dummies en la estimación del Reino Unido ascienda a 8 (más la categoría de referencia). En el caso de Alemania el nivel de detalle es todavía más amplio, de forma que se incluyen en los modelos 17 variables dummy (más la categoría de referencia). La OECD ha clasificado los programas de estudio de acuerdo con la Clasificación Internacional Normalizada de la Educación (CINE 1997). Para más información sobre los programas educativos disponibles en PISA se puede consultar OECD (2020).

La tabla 1 muestra los estadísticos descriptivos en los 5 países analizados. El número de observaciones oscila entre los 5.451 estudiantes de Alemania y los 35.943 de España. No obstante, al objeto de estimar de una forma más adecuada la composición de las escuelas, se han excluido los centros educativos con una muestra de 10 o menos estudiantes, lo que implica la pérdida de apenas el 1% de la muestra de los 5 países investigados ($782/73,305=0.011$). Entre otros resultados se observa que la proporción de estudiantes migrantes de segunda generación es más alta en Alemania, Francia y Reino Unido, en comparación con Italia y España. En cuanto a los de primera generación, las diferencias son menos acentuadas y destacan Reino Unido y

España. Con relación a la concentración escolar de estudiantes inmigrantes desfavorecidos sobresale Alemania, en parte por tener junto al Reino Unido una proporción más elevada de estudiantes de familias inmigrantes, y en parte como resultado del *tracking* temprano. Algo similar sucede con la concentración de los estudiantes de familias favorecidas, donde Alemania vuelve a destacar. En cambio, las diferencias entre países en la concentración de estudiantes nativos desaventajados son notablemente inferiores. Por otra parte, llama la atención el peso de las aulas con más de 40 alumnos en el caso español (13%) notablemente por encima del resto de los países, que se sitúan por debajo del 2%.

TABLA 1.- Estadísticos descriptivos (por aquí)

La parte inferior de la tabla 1 se ha complementado con información de la OECD acerca del *tracking* horizontal en los 5 países investigados y de los recursos medios que cada país destinó a la educación secundaria en el periodo 2012-2018. Como se puede comprobar, Alemania, Italia y Francia seleccionan a los estudiantes por programas educativos con antelación a la realización de la prueba de PISA. En cambio la selección de los estudiantes en España y Reino Unido se lleva a cabo después de realizar PISA. Por otro lado, el gasto educativo con relación al PIB es similar en Alemania, Francia y Reino Unido, y se situó en el rango del 2,2% al 2,5% del PIB. En cambio, en los países del sur de Europa los recursos destinados a la educación secundaria, en una etapa caracterizada por una grave crisis económica, fueron inferiores, especialmente en el caso español que se sitúa en el 1,7% de media. El panorama que se obtiene de los datos de gasto medio por alumno es similar y oscila desde los 9,294 dólares de España y los 12,149 dólares de Alemania.

En la tabla 2 se muestran unos datos acerca de la evolución del stock de inmigrantes por área geográfica de origen en el periodo 1995-2015. Como se puede observar, el volumen de inmigrantes creció de una forma extraordinaria en España e Italia, que quintuplica y triplica, respectivamente, el stock de migrantes en apenas dos décadas. En la clasificación que realiza OECD (2016b) ambos países se caracterizan por ser nuevos países de destino de la inmigración de familias con un bajo nivel educativo. El siguiente país en términos de crecimiento de la inmigración es Reino Unido que duplica su stock de inmigrantes en el periodo. En la terminología de la OCDE, Reino Unido se caracteriza por ser un destino tradicional de la inmigración, que en los últimos años ha recibido un flujo importante de inmigrantes altamente cualificados. Por último, el volumen de inmigrantes crece a un menor ritmo en Alemania (37%) y Francia (29%) que han sido destinos habituales de inmigración poco cualificada. En cuanto a la procedencia de los migrantes, tiende a predominar la de los países en desarrollo, con la excepción de Alemania, y por áreas de origen se observa la influencia de la proximidad geográfica y del pasado colonial en los flujos migratorios (Latinoamérica y el Caribe, en España, Asia en el Reino Unido, o el Norte de África en Francia). En cuanto a los cambios en la composición, llama la atención que Italia es el único país donde pierde peso la inmigración de países en desarrollo, en la medida en que aumenta en 9 puntos porcentuales el stock de migrantes procedentes de Europa y Norte América.

TABLA 2: Stock de migrantes internacionales por área geográfica de origen y grupo de desarrollo (1995-2015) (por aquí)

4. MÉTODOS

Uno de los principales problemas econométricos señalados en la literatura de los *peer effects* es el sesgo de selección. Como es sabido, la asignación de los estudiantes a los colegios no es aleatoria y en muchas ocasiones los estudiantes se autoseleccionan. Si los estudiantes con mayor capacidad tienden a estudiar en los mejores colegios, la estimación de los *peer effects* estará sesgada, en la medida en que no se puede diferenciar el efecto de selección del *peer effect* real. Hoxby (2000) señala que el sesgo de selección se genera tanto en el ámbito familiar como en el escolar. En cuanto al primero, las familias se autoseleccionan en colegios en función de la renta del hogar, de la ubicación de los empleos y de las preferencias residenciales. En cuanto a lo segundo, también hay selección en el profesorado en función de su formación y experiencia, e igualmente en el alumnado, que se distribuye por grupos en función de su capacidad.

Diversos autores han enfocado el problema de endogeneidad en la estimación de los *peer effects* desde la perspectiva de la omisión de variables relevantes (entre otros, Rangvid-Schindler, 2003; Schneeweiss and Winter-Ebmer, 2007; y Entorf and Lauk, 2007). Si los estudiantes (más bien sus padres) se auto-seleccionan en grupos en función de su capacidad como consecuencia de variables inobservables como la motivación o la calidad de los colegios, y estas variables están correlacionadas con los resultados académicos, la estimación de los *peer effects* estará sesgada. Además, los padres más preocupados por la educación de sus hijos tratarán de elegir colegios con mejores profesores y buenos grupos de compañeros. El estudiante obtendrá buenos resultados académicos por el impacto combinado del apoyo parental, de la calidad de los docentes y del grupo de compañeros. Los modelos más básicos que no incorporen estas variables explicativas, tenderán a sobreestimar el tamaño de los *peer effects* (Rangvid-Schindler, 2007).

Supongamos que el modelo verdadero es

$$A_{ij} = \alpha + \beta M_{ij} + \delta_1 P_j + \delta_2 TQ_j + X_{ki} \gamma_k + Z_{mj} \gamma_m + SP_{nij} \gamma_n + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

donde A_{ij} representa el logro académico del estudiante i en el colegio j , M_{ij} es la variable que identifica el origen migrante del estudiante, P_j representa las características de los compañeros, TQ_j mide la calidad de los profesores, X_{ki} es un vector de las características individuales y familiares del estudiante, Z_{mj} es un vector que representa las características del centro educativo, SP_{nij} un vector de las políticas de estratificación, que se pueden aplicar al estudiante i (por ejemplo, la repetición de curso) o en el centro educativo j (por ejemplo, la agrupación por capacidades).

Habitualmente, el modelo estimado suele ser

$$A_{ij} = \alpha + \beta^* M_{ij} + \delta^* P_j + X_{ki} \gamma_k^* + Z_{mj} \gamma_m^* + SP_{nij} \gamma_n^* + u_{ij} \quad (2)$$

donde el término de error u_{ij} incluye una característica de los colegios habitualmente no observable (la calidad del profesorado, TQ_j) junto con el componente aleatorio ($u_{ij} = \delta_2 TQ_j + \varepsilon_{ij}$). En el caso de que se omita la variable TQ_j del modelo y de que la correlación entre las

características de los compañeros y la calidad del profesorado sea positiva, $(cov(P_j, TQ_j) > 0)$ estaremos sobreestimando el efecto de los compañeros en los resultados académicos.

La estrategia de identificación empleada por Schneeweiss and Winter-Ebmer (2007) consiste en incorporar en sus modelos información exhaustiva acerca del estatus socioeconómico de las familias de los estudiantes al objeto de reducir el sesgo por omisión de variables relevantes, e incluir además efectos fijos del centro educativo, en la medida en que la selección de los estudiantes en el país investigado (Austria) se basa fundamentalmente en el tipo de colegio.

Sobre la base de un enfoque similar, en este trabajo se tratará de controlar el sesgo de selección mediante la inclusión de un conjunto de variables que se asocian al proceso de elección de los colegios (y a su vez de los compañeros), como los antecedentes familiares, la importancia que los padres otorgan, en la elección del colegio, que éste tenga una buena reputación, el apoyo parental, el valor de la escuela para el estudiante (*trying hard*), absentismo estudiantil, la calidad del profesorado, aproximada por la variable "*teacher enthusiasm*", el tipo de colegio (público, privado o concertado), las políticas de admisión del centro (basadas en resultados académicos o en la residencia), la escasez de profesorado, y finalmente, los programas de estudio que cursa cada alumno.

La introducción de los efectos fijos de los programas educativos contribuye a controlar el sesgo de selección, especialmente en los países que aplican políticas de estratificación horizontal. La auto-selección tiene lugar cuando los estudiantes se segregan en diferentes programas de estudio. Por esa razón, controlando los programas educativos se reduce el sesgo por omisión de variables relevantes, dado que los estudiantes y las familias que siguen un mismo programa pueden compartir características inobservables (Schneeweiss and Winter-Ebmer, 2007). Betts (2011) hace hincapié en la necesidad de controlar la trayectoria educativa a la que se asigna un estudiante, dado que, con la estratificación horizontal, los administradores de los centros educativos pueden modificar las características de las escuelas y a su vez los padres pueden considerar menos necesario y, por tanto, reducir el gasto en clases particulares.

5. RESULTADOS

La Tabla 3 muestra los resultados de la estimación por MCO del gap educativo bruto de la población inmigrante en las pruebas de matemáticas de 2018. En el panel superior se incluyen únicamente las variables que definen el perfil del estudiante inmigrante junto con la relativa a las habilidades lingüísticas. En el panel medio se incluye el estatus socioeconómico y cultural del estudiante y en el panel inferior se añaden además las variables relativas a la segregación escolar. En todas las estimaciones se ha utilizado la versión 15.0 de STATA/MP con el módulo "repest" que permite trabajar con los pesos replicados y los valores plausibles de las pruebas cognitivas.

TABLA 3.- Brecha educativa de los escolares de origen migrante en la prueba de matemáticas de PISA 2018 (por aquí)

En cuanto a los resultados, habría que destacar en primer lugar que los migrantes de primera generación que han llegado con una edad de 7 a 16 años al país de destino son quienes muestran el gap educativo más elevado, con la excepción del Reino Unido, donde este grupo no muestra una diferencia estadísticamente significativa con los estudiantes nativos. El gap en los demás países oscila entre los 45 puntos de Italia y los 96 de Alemania. Por otro lado, en Italia y España el gap educativo de los estudiantes inmigrantes se reduce con el tiempo que llevan en el sistema educativo del país de destino, de forma que los migrantes de segunda generación muestran un gap un 40,5% y un 57,1% inferior, respectivamente, al de los migrantes de primera generación que llegaron al país con 7 o más años, diferencia que se reduce al 14,7% y 44,0% en los migrantes de segunda generación que llegaron con 6 o menos años. Por otro lado, la variable que nos aproxima a las inferiores habilidades lingüísticas muestra una penalización que oscila entre los 9 puntos de Alemania y los 34 del Reino Unido. Por último, el Reino Unido muestra el gap educativo más pequeño en las tres categorías de estudiantes migrantes analizadas, cuestión sobre la que nos detendremos un poco más adelante.

El panel intermedio permite analizar el efecto de la introducción de la variable estatus socioeconómico y cultural en los modelos. En todos los países la variable ESCS se muestra estadísticamente significativa. En cuanto a su influencia, si se parte de la base de que la desviación típica de la variable se sitúa en torno a 1 (ver Tabla 1), un aumento de una desviación típica de la variable ESCS aumenta el rendimiento en matemáticas desde 28 puntos en España hasta 45 puntos en Francia. Cuando se incluye el estatus socioeconómico y cultural en el modelo, el coeficiente de determinación de los modelos aumenta de una forma sustancial, desde 10,0 puntos porcentuales en Italia hasta 18,5 en Francia. Además, cuando se controla el ESCS, el gap educativo de los estudiantes inmigrantes cae de forma generalizada, en mayor medida entre los migrantes de segunda generación, donde disminuye desde un 47% (Reino Unido) hasta un 62% (Italia), que en los de primera generación de 7 a 16 años, donde se reduce desde un 21% (España) hasta un 35% (Francia). Estos primeros resultados apuntan a que la política educativa debería orientarse a corregir los efectos negativos asociados a pertenecer a familias de entornos socioeconómicamente desfavorables, entre las que se encuentran las de origen migrante. A su vez, los estudiantes inmigrantes, especialmente los que llevan poco tiempo en los sistemas educativos de los países de destino, requieren una atención especial que permita reforzar sus habilidades lingüísticas y compensar las debilidades de su formación previa. Por lo demás, los resultados están en línea con lo encontrado en la literatura (véase por ejemplo, Marks, 2005; y Zinovyeva et al., 2014).

En el panel inferior se incluyen además las tres variables relativas a la segregación escolar, lo que permite aumentar de una forma notable la capacidad explicativa de los modelos, especialmente en los países que practican el *tracking*: el coeficiente de determinación aumenta en 10,5 puntos porcentuales en Alemania, en 15,0 puntos en Italia y en 13,9 puntos en Francia. En cambio, en los dos países con sistemas educativos generalistas, Reino Unido y España, la R^2 apenas crece en 4,6 y 1,1 puntos, respectivamente. Las tres nuevas variables muestran coeficientes estadísticamente significativos en todas las muestras. No obstante, su inclusión en los modelos tiene un impacto menor en la reducción del gap educativo de los estudiantes migrantes, con la excepción de los de primera generación de 7 a 16 años en Alemania y Francia, donde disminuye en un 21% y un 33%, respectivamente.

La penalización que se asocia a estudiar en un centro educativo que concentra una proporción elevada de migrantes desfavorecidos es notablemente más alta en los tres países que practican políticas de estratificación horizontal (Alemania (46 puntos), Italia (49 puntos) y Francia (45 puntos)) que en los dos que no la aplican (Reino Unido (18 puntos) y España (12 puntos)). El tamaño de los coeficientes aumenta cuando se estudia el efecto de estudiar en un colegio con una concentración elevada de nativos desfavorecidos, donde la penalización crece hasta los 74 puntos en Italia y 76 puntos en Francia, nuevamente muy por encima de los coeficientes registrados en Reino Unido (19 puntos) y España (15 puntos). A la vez, estudiar en un centro educativo que concentra a una proporción significativa de estudiantes de familias aventajadas, se asocia a un aumento del rendimiento en matemáticas desde 15 puntos en España hasta 45 puntos en Reino Unido y 47 en Alemania. Estos resultados son en principio previsibles si se parte de la base de la importancia del estatus socioeconómico y cultural en la determinación del rendimiento escolar y del efecto que producen las políticas de estratificación horizontal que clasifican a los estudiantes en distintos programas educativos (y escuelas). En cualquier caso, los coeficientes no se pueden interpretar como estimación de los *peer effects* en la medida en que en estos modelos básicos no se ha controlado la influencia de ninguna otra característica de los estudiantes ni de los centros educativos.

Como se indicaba más arriba, llama la atención el reducido tamaño del gap educativo de los estudiantes migrantes en el Reino Unido, diferencial que cuando se controla ESCS se sitúa en torno a los 10-11 puntos, con la excepción de los migrantes de primera generación de 7 a 16 años, donde el coeficiente no es estadísticamente distinto de 0. Como se señaló en el apartado 4, en los últimos años el Reino Unido ha recibido un volumen importante de inmigrantes altamente cualificados. Este hecho se refleja en que, a diferencia del resto de los países europeos, la distribución del estatus socioeconómico y cultural de los inmigrantes del Reino Unido apenas se diferencia del de la población nativa, como se puede observar en las funciones de densidad kernel representadas en el apéndice (Gráficos 1 a 5).

En la Tabla 4 se muestran los resultados de las estimaciones por MCO del modelo que incluye todas las variables de estudiante y de centro educativo, con la excepción de las que informan de las políticas de estratificación, que se analizarán en las tablas posteriores. Empezando por el final, la mejora de la capacidad explicativa del modelo que incluye 27 variables independientes frente a las 8 del modelo anterior es relativamente pequeña. En los dos países en los que el coeficiente de determinación aumenta en mayor medida son Reino Unido e Italia, donde las R^2 aumentan en 5,5 y 4,3 puntos porcentuales, respectivamente. No obstante, se observan algunos cambios en los coeficientes de las variables de interés. Por ejemplo, en el caso del Reino Unido, ninguno de los efectos individuales relativos a la condición de estudiante inmigrante es estadísticamente distinto de cero. En la misma línea, en Alemania, el gap educativo de los migrantes de primera generación que llegan al país con 7 o más años se reduce de 55 puntos a 32. Con relación a las variables relativas a la segregación escolar, el patrón de resultados no cambia de modo sustancial, con excepción de la caída de 17 puntos de la penalización asociada a los colegios que concentran una proporción alta de migrantes desventajados en Italia, o la de 15 puntos de los que concentran nativos desaventajados en Alemania. Por su parte, en el Reino Unido, el efecto positivo que se asocia a estudiar en un centro educativo con una proporción alta de estudiantes aventajados cae en 22 puntos, resultado que se explica, en gran medida, por la inclusión de variables que miden la asistencia a colegios privados (+32 puntos) o cuyas

políticas de admisión se centran en los resultados académicos de los estudiantes (+25 puntos), como en las selectivas y académicamente orientadas *grammar schools* que se mantienen en la actualidad (Pischke and Manning, 2006).

TABLA 4.- Estimaciones por MCO del modelo completo sin controles de las políticas de estratificación (por aquí)

Con relación al resto de las variables de estudiante, cabe señalar que las mujeres tienden a obtener una puntuación más baja en la prueba de matemáticas. El mes de nacimiento tiene un efecto relativamente grande en Alemania y España, donde los estudiantes que nacen en el primer trimestre obtienen unas puntuaciones 19 o 16 puntos más elevadas, respectivamente, que los que nacen en el último trimestre del año. El absentismo escolar se asocia a unas puntuaciones inferiores en todos los países, salvo en Alemania, donde el efecto no es estadísticamente significativo. El apoyo parental tiene un efecto positivo y estadísticamente significativo en Italia y España, al igual que el estudiante valore que es importante esforzarse en la escuela, en los casos de Reino Unido y España. También la calidad de los profesores, aproximada con la variable "*teacher enthusiasm*", tiene un efecto positivo y significativo en todos los países. Por último, que los padres consideren importante la buena reputación de los colegios en su elección, aumenta en 17 puntos los resultados de la prueba de matemáticas, en los dos países para los que se dispone de esa información (Alemania e Italia).

Con relación a las variables del centro educativo, cabe destacar que los sistemas de admisión escolar basados en los resultados académicos se asocia a un aumento de las puntuaciones en Alemania, Italia y Reino Unido, mientras que la admisión de acuerdo con el área de residencia tiene un efecto positivo y significativo solo en Francia. Estudiar en un centro con clases de un tamaño inferior a los 20 alumnos se asocia a una reducción de 20 o más puntos en todos los países con la excepción de España. Lo mismo sucede en Alemania con los centros con clases de más de 40 alumnos, donde la penalización llega a los 60 puntos. Por último, la escasez de personal se asocia a una reducción de las puntuaciones estadísticamente significativa en Alemania y España (en línea con lo encontrado en Tourón et al., 2018).

La Tabla 5 muestra los resultados de la estimación del modelo completo, una vez controlada la práctica de estratificación de agrupar en el interior de los colegios a los estudiantes en función de su capacidad. Como se describió en la Tabla 1, estas prácticas son habituales en todos los países, especialmente en el Reino Unido donde la mayoría de los colegios agrupan a sus estudiantes por clases (78%) o por grupos, dentro de cada clase (53%). Sin embargo, la agrupación en función de la capacidad dentro de las escuelas no tiene un efecto estadísticamente significativo en los resultados de la prueba de matemáticas, con la excepción de Alemania, donde la agrupación por clases muestra un efecto negativo (-18 puntos). Además la capacidad explicativa de los modelos apenas mejora una vez que se incorporan estas nuevas variables, registrándose el mayor aumento del coeficiente de determinación en Alemania, donde se incrementa en 0,9 puntos porcentuales. Por lo demás, tampoco se producen cambios que merezca la pena subrayar en las variables de interés.

TABLA 5.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles de la agrupación por capacidades dentro de la escuela (por aquí)

La siguiente política de estratificación analizada es la repetición de curso. En la Tabla 6 se muestran los resultados de la estimación del modelo anterior al que se añade la variable dummy repetición de curso. En primer lugar habría que señalar que repetir curso se asocia a una reducción muy grande de los resultados de la prueba de matemáticas, de entre 42 y 44 puntos en Alemania, Italia y Reino Unido, y de 74 y 86 puntos en Francia y España, respectivamente. La inclusión de la repetición de curso eleva en 16.0 puntos porcentuales la capacidad explicativa del modelo en el caso de España, país en el que la repetición de curso es una práctica muy común. El aumento del coeficiente de determinación es notable en el caso de Francia (+5.2 puntos porcentuales) y marginal en Reino Unido (+0.5 puntos porcentuales), país donde la repetición de curso es muy infrecuente.

La inclusión de la repetición de curso en los modelos reduce el gap educativo de los estudiantes migrantes, de donde se deduce que es una práctica que afecta especialmente a este colectivo. Por mencionar un ejemplo, el gap educativo de los migrantes de primera generación que llegan a Europa con 7 a 16 años se reduce en 5 puntos en Alemania, en 3 en Italia, en 6 en Francia y en 16 en España. En el caso español la caída de los efectos individuales se generaliza a las otras dos categorías relativas a la inmigración, llegando en el caso de los migrantes de segunda generación a no ser estadísticamente distinta de cero. Por otra parte, también se produce una caída pequeña pero generalizada de los coeficientes que miden la segregación escolar, que en el caso de Francia es destacable ya que la penalización que se asocia a estudiar en un colegio con una elevada concentración de migrantes desfavorecidos se reduce en un 49.6%, mientras que la de la concentración de nativos desfavorecidos lo hace en un 40.6%.

TABLA 6.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles de repetición de curso (por aquí)

El recurso a la repetición de curso es muy desigual en los países analizados, variando desde el valor mínimo del Reino Unido (2%) al máximo de España (28%). Además, la probabilidad de repetir curso es más alta entre los estudiantes inmigrantes que entre los nativos (véase la Tabla 7). Por ejemplo, la probabilidad de que un estudiante inmigrante de segunda generación repita curso es 8 puntos porcentuales más elevada en Alemania, 10 puntos superior en Francia, 17 puntos en Italia y 15 puntos más alta en España, en comparación con la población nativa. Con relación a los inmigrantes de primera generación, la probabilidad de repetir curso de los que llegaron al país de destino con una edad de 0 a 6 años es similar a la de los inmigrantes de segunda generación. En cambio, los estudiantes migrantes que llegaron con una edad de 7 a 16 años, tienden a mostrar una probabilidad 9 puntos porcentuales superior, en promedio, de repetir curso de quienes lo hicieron con una edad de 0 a 6 años. Esto hace que los estudiantes migrantes de primera generación que llegaron a Europa con 7 a 16 años tengan una probabilidad de repetir curso de en torno al 33% en Alemania, Italia y Francia, y del 53% en España.

TABLA 7.- Probabilidad de repetir curso e inmigración (por aquí)

Antes de analizar la última política de estratificación nos vamos a detener en el papel que desempeña la repetición de curso en la clasificación de los estudiantes según niveles de estudio y su orientación general o profesional, particularidad que se observa en Francia y en menor

medida en Italia y que ha sido analizada previamente en OECD (2016a). PISA 2018 proporciona información de la variable “*ISCED level*” que, a efectos de los países analizados, se distribuye en dos categorías: “Educación Secundaria Básica” (ISCED 2) y “Educación Secundaria Superior” (ISCED 3). Por su parte, la variable “*ISCED orientation*” comprende las categorías “General”, “Formación profesional inicial” y “Formación profesional”. En el caso de Francia, el 96,4% de los estudiantes que repiten curso estudian Educación Secundaria Básica, mientras que el 98,0% de los que no repiten curso, estudian Educación Secundaria Superior. Además, la clasificación por niveles es relevante, ya que un 17,5% de los estudiantes se sitúa en el nivel de estudios inferior. Algo similar, aunque mucho menos acentuado sucede en Italia, donde el 89,0% de los estudiantes de Educación Secundaria Básica ha repetido curso, aunque este nivel de estudios es relativamente marginal ya que el 99,0% de los estudiantes italianos cursa Educación Secundaria Superior. Entre estos últimos, es mucho más habitual para un estudiante que repite curso seguir un programa de formación profesional (78,1%), opción elegida por una proporción notablemente inferior de los estudiantes que no repiten curso (45,9%).

En la Tabla 8 se muestran los resultados de la estimación del modelo anterior incluyendo los controles de nivel y orientación de ISCED. La inclusión de estas nuevas variables mejora notablemente la capacidad explicativa del modelo en el caso de Francia, donde la R^2 aumenta en 5.1 puntos porcentuales, hasta llegar al 49,0%. Uno de los impactos más destacados de controlar la orientación y el nivel de estudios es que la penalización asociada a la repetición de curso en Francia desciende de 74 a 32 puntos. En paralelo el efecto individual de los estudiantes migrantes de primera generación de 7 a 16 años disminuye de -28 a -21 puntos, reducción que también afecta a los coeficientes de la segregación escolar, que en el caso de los nativos desaventajados cae de -42 a -17 puntos. En el caso italiano la penalización asociada a la repetición de curso apenas cambia, aunque sí lo hacen los coeficientes de la segregación escolar, que en el caso de los estudiantes migrantes desaventajados se reduce de -27 a -18 puntos.

TABLA 8.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles ISCED de nivel y orientación (por aquí)

Por último, en la Tabla 9 se muestran los resultados de las estimaciones OLS incluyendo los controles de los programas de estudio mediante los cuales se analiza los efectos del *tracking* en el gap educativo de los estudiantes de origen inmigrante. Dado el solapamiento en algunos países entre los programas de estudio y el ISCED por niveles de estudio y orientación, se ha optado por no incluir estas últimas variables en los modelos. Por tanto, en la Tabla 9 se incluyen los controles de las tres políticas de estratificación analizadas: agrupación por capacidad dentro de las escuelas, repetición de curso y el *tracking* por programas de estudio. En comparación con los resultados de la Tabla 6, la inclusión de las nuevas variables no tiene impacto alguno en Reino Unido y España, países con sistemas educativos generalistas. Sí que los tiene, en cambio, en los tres que aplican políticas de estratificación horizontal. En términos de mejora de la capacidad explicativa de los modelos, los nuevos controles aumentan las R^2 en 7.1 puntos porcentuales en Alemania, en 5.2 puntos en Francia y en 2.2 puntos en Italia. La penalización asociada a la repetición de curso disminuye en los tres casos, hasta situarse en -35 puntos en Alemania, en -38 en Italia y en -32 en Francia. Los efectos individuales de los migrantes de primera generación que llegan a Europa con 7 o más años tienden a disminuir en los tres países hasta situarse en

torno a -21 puntos de media. No obstante, el impacto es más sustantivo en las variables que miden la segregación escolar que especialmente en Alemania y Francia tienden a reducirse en torno a la mitad de los valores registrados en la Tabla 6. Por ejemplo, una vez controlado el programa de estudios en Alemania, la penalización asociada a estudiar en un centro educativo con una elevada proporción de migrantes desaventajados se queda en -17 puntos, la de estudiar en un centro con una concentración alta de nativos desaventajados en -11 puntos, mientras que el efecto positivo de estudiar con una proporción notable de compañeros socioeconómicamente aventajados se sitúa en $+11$ puntos.

TABLA 9.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles de los programas de estudio (por aquí)

Los resultados sugieren la existencia de *peer effects* asociados a estudiar en centros educativos con una proporción elevada de estudiantes migrantes desfavorecidos, con la excepción del caso italiano donde el coeficiente cambia de signo y no es estadísticamente distinto de cero. El mismo patrón se observa con relación a los estudiantes nativos desfavorecidos, donde los resultados indican la existencia de *peer effects* adversos en todos los países. En el polo opuesto, una vez controladas un conjunto amplio de variables que se asocian a la selección escolar, la evidencia encontrada sugiere la existencia de *peer effects* positivos en los centros educativos con una elevada concentración de estudiantes aventajados. Por lo demás, estos resultados están en línea con los encontrados por Entorf and Lauk (2007) y Schneeweis and Winter-Ebmer (2007).

Como se ha visto a lo largo de este apartado, las dos políticas de estratificación que tienen una mayor influencia en el rendimiento educativo son el *tracking* y la repetición de curso. Además, estas dos políticas juegan un papel clave en la explicación del gap educativo de los estudiantes inmigrantes. Para cerrar el capítulo, se ha llevado a cabo un análisis de la varianza de los resultados de la prueba de matemáticas de las tres políticas de estratificación, junto con el centro escolar y la variable estatus socioeconómico y cultural (véase la Tabla 10). Como se puede observar la agrupación por capacidades dentro de las escuelas juega un papel menor en la determinación del rendimiento académico. En cambio, la práctica de la repetición de curso muestra una capacidad explicativa notable, especialmente en España y en Francia, donde el modelo explica el 26,0% y el 22,6%, respectivamente, de la variabilidad de los resultados en matemáticas. Por su parte, las diferencias de resultados entre los programas de estudio explican en torno al 40,0% de la varianza de los resultados en Alemania y Francia, y en menor medida en Italia, donde la capacidad explicativa del modelo se sitúa en el 22,1%. En cambio, en los dos países que no aplican la estratificación horizontal, el poder explicativo del modelo es marginal. La clasificación de los estudiantes por programas hace que las diferencias en los resultados entre centros educativos sea elevada y se sitúe en el rango del 47.5%-49.5% en Alemania, Francia e Italia. En cambio, las diferencias en las notas medias por centros explican menos del 25,0% de la varianza de los resultados de PISA en Reino Unido y España, países donde la mayor parte de la variabilidad es intra-escolar. Por ello, los tres primeros países encajan en la caracterización de la OECD (2016a) como sistema educativo exclusivo, mientras que los últimos se pueden definir como académicamente inclusivos. Además, se observa que los antecedentes familiares, aproximados mediante la variable ESCS, juegan un papel menor en la determinación de los resultados académicos en los sistemas educativos generalistas, frente a los estratificados, con la excepción del caso italiano.

TABLA 10.- Análisis de varianza de la prueba de matemáticas
(por aquí)

6. CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo ha sido analizar el papel que juegan las políticas de estratificación en el gap educativo de los estudiantes de origen inmigrante. Desde el punto de vista metodológico, se ha tratado de hacer frente al problema de autoselección que afecta a la estimación de las funciones de producción educativa, mediante el control de un conjunto amplio de variables que subyacen en la elección de los centros educativos, donde habría que destacar los efectos fijos de los programas de estudio, especialmente relevantes en los países que aplican políticas de estratificación horizontal.

Partiendo de la base de que los estudiantes de origen inmigrante son un colectivo heterogéneo, se ha comprobado que el dominio del idioma y el tiempo que se ha pasado en el sistema educativo del país de destino son dos factores importantes en la determinación del gap en los resultados de PISA. Se ha encontrado además que el estatus socioeconómico y cultural explica una parte sustancial de los inferiores resultados de los estudiantes inmigrantes, en mayor medida en los de segunda generación que en los recién llegados que pueden mostrar dificultades específicas en el proceso de integración. Además, los resultados del ANOVA indican que alrededor de la mitad de la varianza del rendimiento educativo se explica por diferencias entre centros escolares en los países que aplican el *tracking*, mientras que en los sistemas generalistas, más del 75% de la variabilidad de las calificaciones se corresponde con diferencias dentro de cada escuela. Las políticas de estratificación horizontal refuerzan la influencia del ESCS en el logro académico, circunstancia que perjudica especialmente a los estudiantes inmigrantes, que tienden a estar sobrerrepresentados entre las familias de menor estatus socioeconómico y cultural.

Teniendo en cuenta los resultados anteriores, en términos de política educativa se tienen que desarrollar programas que proporcionen apoyo a los estudiantes de familias desaventajadas, nativas e inmigrantes. A su vez, se deben poner en práctica políticas dirigidas a atender las necesidades específicas de los estudiantes migrantes, que presten una atención especial a los migrantes de primera generación que llegan a los países de destino a una edad más tardía, y a aquellos que pueden tener dificultades con el idioma.

Con relación a la estratificación vertical, en la literatura se ha encontrado que la repetición de curso es una política costosa que no facilita un mayor aprendizaje que la promoción automática (Hong and Raudenbush, 2005), aumenta el absentismo (Martin, 2011) y la probabilidad de abandono escolar (Manacorda, 2012). Pues bien, en este trabajo se ha encontrado que la repetición de curso afecta relativamente más a los estudiantes inmigrantes, especialmente a los que llegan con una mayor edad a los países de destino. La repetición de curso explica una parte sustancial del gap educativo de los estudiantes de origen inmigrante en España, mientras que en otros países, como Francia, condiciona el programa y el nivel de estudios cursado y determina gran parte de la penalización que se asocia a la segregación escolar de estudiantes desaventajados, inmigrantes y nativos.

La estimación secuencial de los modelos ha permitido detectar que las políticas de estratificación sesgan al alza del efecto de la segregación escolar. No obstante, una vez controlada la influencia de la estratificación vertical y horizontal, los resultados indican la existencia de *peer effects* derivados de la concentración escolar de alumnos aventajados y *peer effects* adversos en el caso de los desaventajados. De lo anterior se deduce que los estudiantes inmigrantes pueden beneficiarse cambiando el grupo de compañeros con quienes interactúan. La desaparición de la segregación escolar no se prevé que produzca ganancias de eficiencia neta sustanciales, aunque puede generar beneficios significativos desde el punto de vista de la equidad, contribuir a combatir los prejuicios y los estereotipos asociados a la inmigración, además de mejorar la integración y la cohesión social (Brunello and De Paola, 2017).

Los resultados obtenidos se deben interpretar con cuidado, dada la complejidad del fenómeno estudiado donde se comparan modelos educativos distintos, trayectorias migratorias heterogéneas y dotaciones desiguales de recursos destinados a la educación secundaria en cada país. En cualquier caso, adoptando las debidas cautelas, los resultados del análisis empírico sugieren que las políticas de estratificación constituyen un obstáculo a la integración escolar de los estudiantes inmigrantes. Por ello se propone retrasar la selección de estudiantes en programas educativos y reducir la práctica de la repetición de curso al objeto de mejorar la igualdad de oportunidades.

La integración educativa de los estudiantes de origen inmigrante es un reto por su doble condición de migrantes y su menor estatus socioeconómico y cultural. En la medida en que los resultados académicos en la etapa secundaria condicionan las inversiones educativas futuras y las expectativas y trayectorias laborales en la edad adulta, es necesario atender de forma temprana el problema, de forma que la escuela permita atenuar las desventajas a las que se enfrentan los estudiantes inmigrantes y nativos de menor estatus socioeconómico. La meta debería ser obtener el máximo potencial de todos los estudiantes, independientemente del nivel de renta y del país de origen de sus familias.

7. APÉNDICE

Nota: las líneas verticales representan los percentiles 25 y 75 de la variable ESCS en cada país

Gráfico 1. Función de densidad kernel del ESCS según el estatus migratorio: ALEMANIA

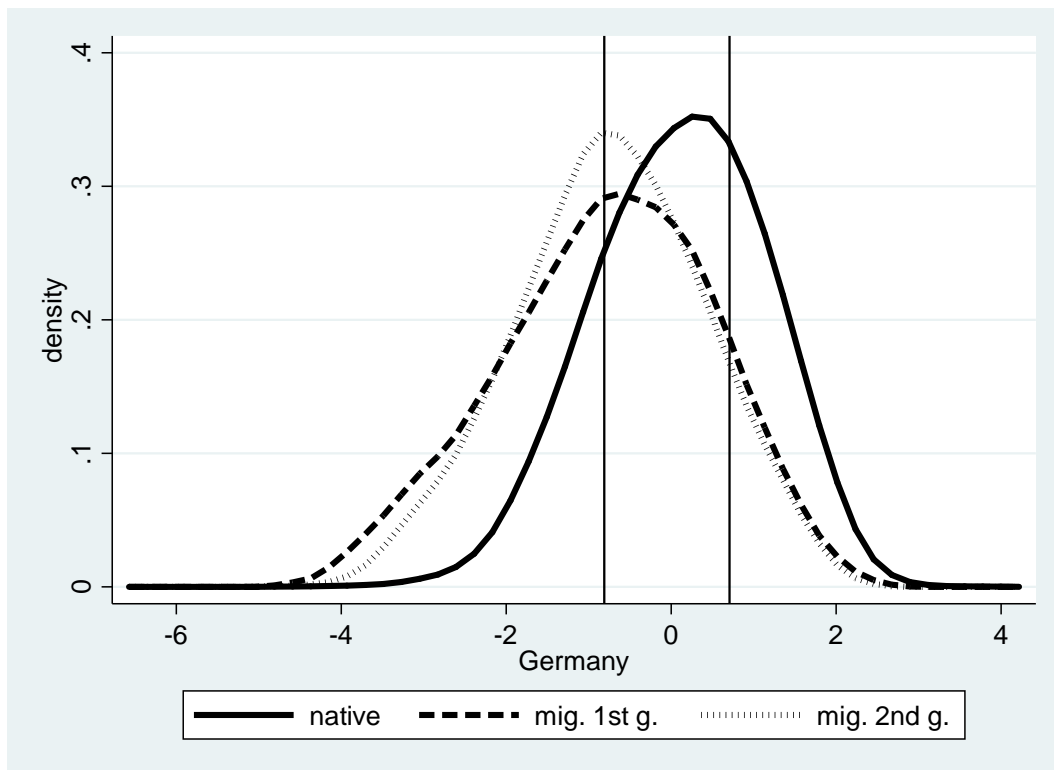


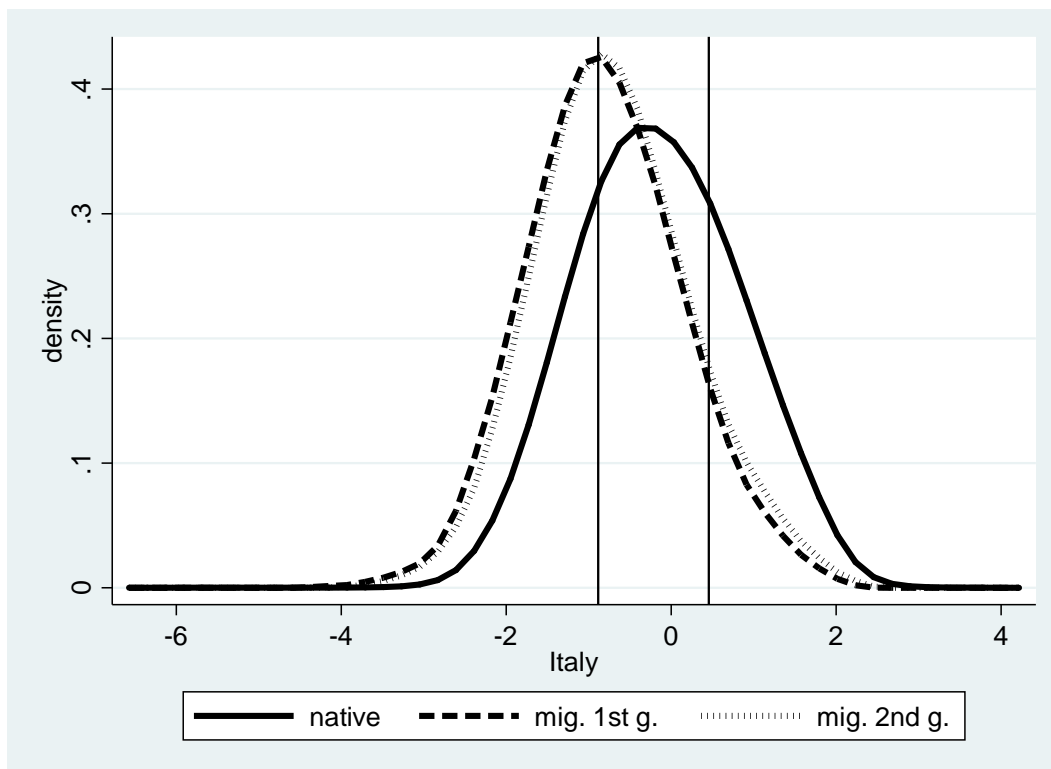
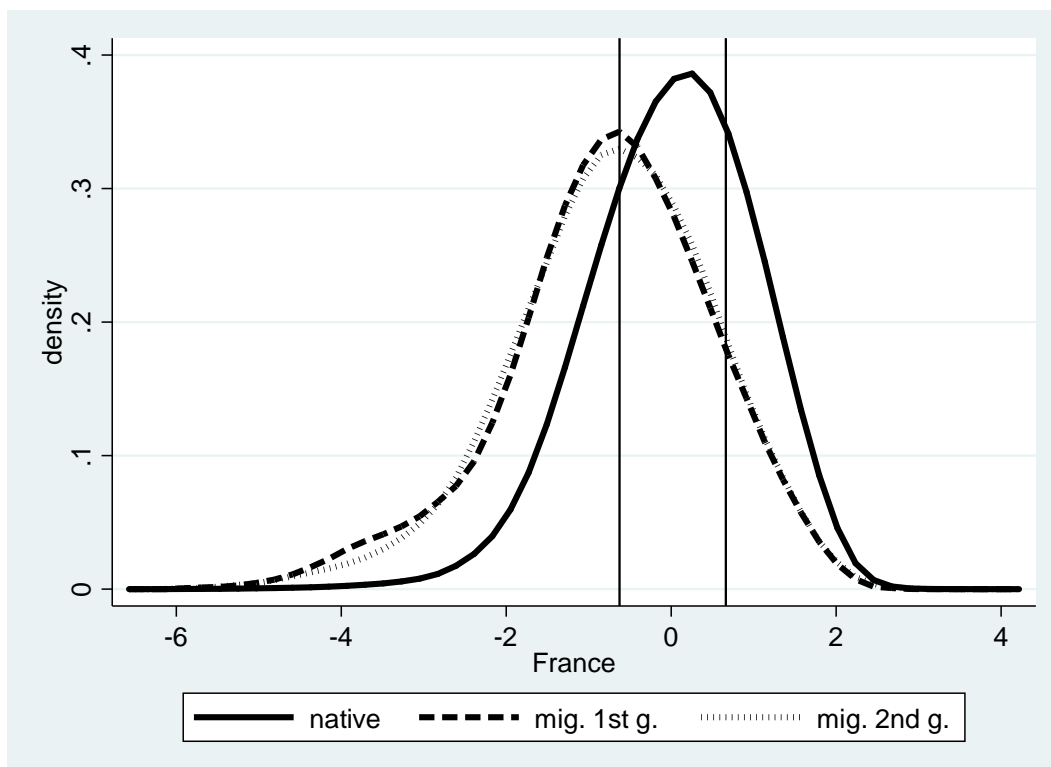
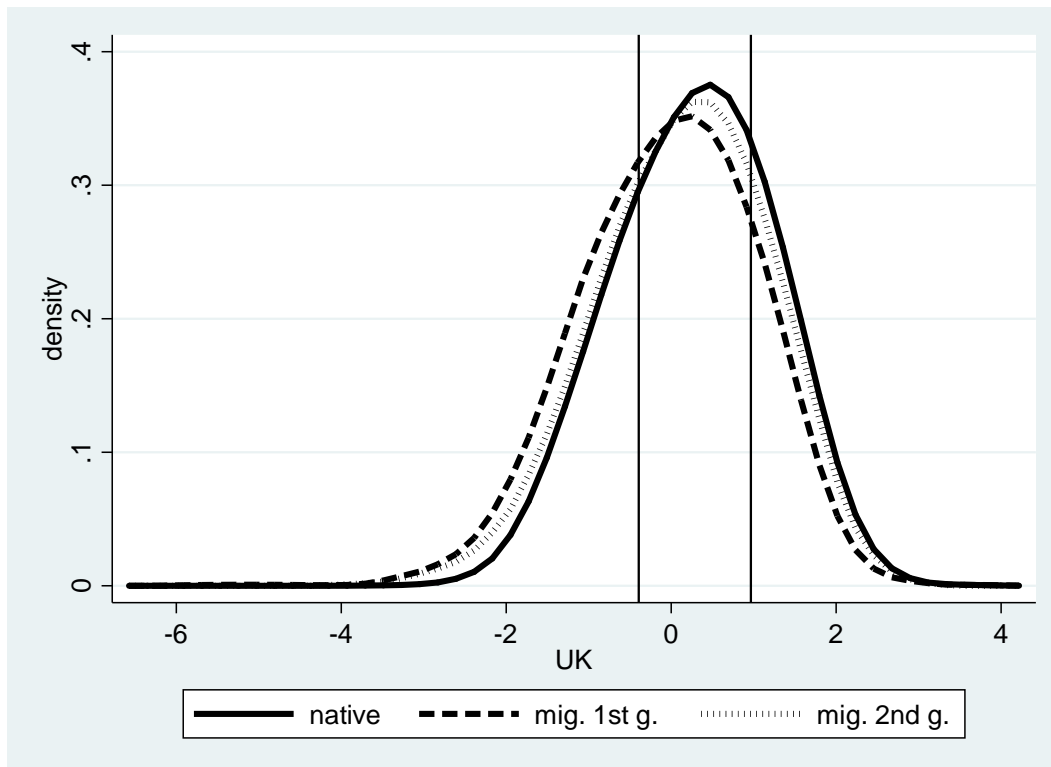
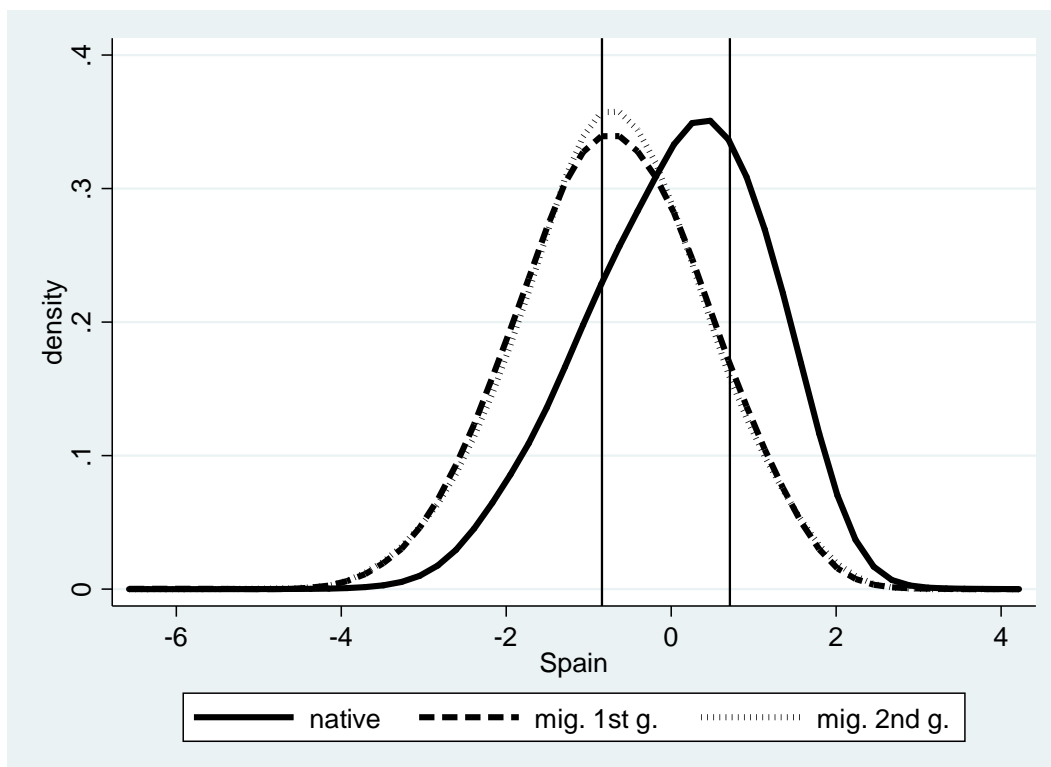
Gráfico 2. Función de densidad kernel del ESCS según el estatus migratorio: ITALIA**Gráfico 3. Función de densidad kernel del ESCS según el estatus migratorio: FRANCIA**

Gráfico 4. Función de densidad kernel del ESCS según el estatus migratorio: REINO UNIDO**Gráfico 5. Función de densidad kernel del ESCS según el estatus migratorio: ESPAÑA**

8. REFERENCIAS

- Agasisti, T., F. Avvisati, F. Borgonovi et al. (2021) What School Factors are Associated with the Success of Socio-Economically Disadvantaged Students? An Empirical Investigation Using PISA Data. *Soc Indic Res* 157, 749–781. <https://doi.org/10.1007/s11205-021-02668-w>
- Basu, S. (2018) Age-of-Arrival Effects on the Education of Immigrant Children: A Sibling Study. *Journal of Family and Economic Issues*, 39, 474–493. <https://doi.org/10.1007/s10834-018-9569-4>
- Betts, J.R., (2011), “The Economics of Tracking in Education”, in Hanushek, E.A., S. Machin and L. Woessmann (Eds.), *Handbook of the Economics Of Education*, Volume 3, Amsterdam: North Holland, pp. 341-381.
- Brunello, G., and D. Checchi (2007) Does School Tracking Affect Equality of Opportunity? New International Evidence. *Economic Policy*, 22(52), 781–861. <http://www.jstor.org/stable/4502215>.
- Brunello, G. and M. De Paola (2017) *School segregation of immigrants and its effects on educational outcomes in Europe*, European Commission, Directorate-General for Education, Youth, Sport and Culture. <https://data.europa.eu/doi/10.2766/045520>
- Cebolla-Boado, H. and L. Garrido-Medina (2011) The Impact of Immigrant Concentration in Spanish Schools: School, Class, and Composition Effects, *European Sociological Review*, Volume 27, Issue 5, October, Pages 606–623, <https://doi.org/10.1093/esr/jcq024>.
- Cebolla-Boado, H., and M. Fernández-Reino (2021) Migrant Concentration in Schools and Students’ Performance: Does It Matter When Migrants Speak the Same Language as Nonmigrant Students? *American Behavioral Scientist*, 65(9), 1206–1221. <https://doi.org/10.1177/0002764221996776>
- Choi, A. y J. Calero (2012) Rendimiento académico y titularidad del centro en España, *Profesorado, Revista de curriculum y formación de profesorado*, Vol. 16, Nº 3, (sep.-dic.).
- Diemer, A. (2022) Endogenous peer effects in diverse friendship networks: Evidence from Swedish classrooms, *Economics of Education Review*, Volume 89, 102269. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2022.102269>.
- Duflo, E., P. Dupas, and M. Kremer (2011) “Peer Effects, Teacher Incentives, and the Impact of Tracking: Evidence from a Randomized Evaluation in Kenya”, *American Economic Review* 101.5: 1739–1774. <http://dx.doi.org/10.1257/aer.101.5.1739>
- Entorf, H. and M. Lauk (2008) Peer Effects, Social Multipliers and Migrants at School: An International Comparison, *Journal of Ethnic and Migration Studies*, 34:4, 633-654, DOI: 10.1080/13691830801961639
- Hanushek, E.A. and L. Wößmann (2006) Does Educational Tracking Affect Performance And Inequality? Differences-in-Differences Evidence Across Countries, *The Economic Journal*, 116 (March), pp. 63–76.

- Hong, G. and S.W. Raudenbush (2005) Effects of Kindergarten Retention Policy on Children's Cognitive Growth in Reading and Mathematics. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 27(3), 205–224. <https://doi.org/10.3102/01623737027003205>
- Hoxby, C. (2000) *Peer Effects in the Classroom: Learning from Gender and Race Variation*, NBER Working Papers 7867, National Bureau of Economic Research, Inc.
- INEE (2020): *PISA 2018. La organización escolar*. Ministerio De Educación y Formación Profesional.
- Jürges, H. and K. Schneider (2011) "Why Young Boys Stumble: Early Tracking, Age and Gender Bias in the German School System" *German Economic Review*, vol. 12, no. 4, pp. 371-394. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0475.2011.00533.x>
- Krüger, N. (2020) Efectos Compañero en Contextos Escolares Altamente Segregados, en *REICE. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 2020, 18(4), 171-196. <https://doi.org/10.15366/reice2020.18.4.007>
- Marks, G.N. (2005) Accounting for immigrant nonimmigrant differences in reading and mathematics in twenty countries, *Ethnic and Racial Studies* Vol. 28 No. 5 September 2005 pp. 925/946
- Martin, A.J. (2011), Holding back and holding behind: Grade retention and students' non-academic and academic outcomes. *British Educational Research Journal*, 37: 739-763. <https://doi.org/10.1080/01411926.2010.490874>
- Micklewrighta, J., S.V. Schnepfb and P.N. Silva (2012) Peer effects and measurement error: The impact of sampling variation in school survey data (evidence from PISA), *Economics of Education Review* 31, 1136– 1142.
- Murillo, F. J., C. Martínez-Garrido y G. Belavi (2017). "Segregación escolar por origen nacional en España". *OBETS. Revista de Ciencias Sociales*, 12(2): pp-pp. 395-423. doi:10.14198/OBETS2017.12.2.04
- Murillo, F. J. y C. Martínez-Garrido (2018) Incidencia de la crisis económica en la segregación escolar en España, *Revista de Educación*, 381, Julio-Septiembre, pp. 67-93.
- OECD (2009), *PISA Data Analysis Manual: SAS, Second Edition*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/9789264056251-en>
- OECD (2016a), "Selecting and grouping students", in *PISA 2015 Results (Volume II): Policies and Practices for Successful Schools*, OECD Publishing, Paris. DOI: <https://doi.org/10.1787/9789264267510-9-en>
- OECD (2016b) "Immigrant background, student performance and students' attitudes towards science", in *PISA 2015 Results (Volume I): Excellence and Equity in Education*, OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/9789264266490-11-en>
- OECD (2019a) *PISA 2018 Results (Volume III): What School Life Means for Students' Lives. Annex A1. Construction of indices*. OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/acd78851-en>

- OECD (2020), *PISA 2018 Results (Volume V): Effective Policies, Successful Schools*, OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/ca768d40-en>
- OECD (2022) *Education spending (indicator)*. <https://doi.org/10.1787/ca274bac-en>
- Pischke, J.S. and Al. Manning (2006) *Comprehensive Versus Selective Schooling in England in Wales: What Do We Know?* NBER Working Paper No. w12176, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=897030>
- Rangvid-Schindler, B. (2007) School composition effects in Denmark: quantile regression evidence from PISA 2000, *Empirical Economics*, 32, 359–86.
- Sacerdote, B. (2011) Chapter 4 - Peer Effects in Education: How Might They Work, How Big Are They and How Much Do We Know Thus Far?, Editor(s): E. A. Hanushek, S. Machin, L. Woessmann, *Handbook of the Economics of Education*, Elsevier, Vol. 3, pp. 249-277, <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53429-3.00004-1>.
- Salinas, J. y D. Santín (2012) Selección escolar y efectos de la inmigración sobre los resultados académicos españoles en PISA 2006, *Revista de Educación*, 358. Mayo-agosto, pp. 382-405. DOI: [10.4438/1988-592X-RE-2010-358-083](https://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2010-358-083)
- Schneeweis, N. & R. Winter-Ebmer (2007) Peer Effects in Austrian Schools, *Empirical Economics* 32:387–409. DOI [10.1007/s00181-006-0091-4](https://doi.org/10.1007/s00181-006-0091-4)
- Schnepf, S.V. (2007) Immigrants' educational disadvantage: an examination across ten countries and three surveys. *Journal of Population Economics*, 20, 527–545. <https://doi.org/10.1007/s00148-006-0102-y>
- Tourón, J., E. López, L. Lizasoain, M. J. García y E. Navarro (2018) Alumnado español de alto y bajo rendimiento en ciencias en PISA 2015: análisis del impacto de algunas variables de contexto, *Revista de Educación*, 380. Abril-Junio 2018, pp. 156-184
- United Nations (2020) *International Migrant Stock*. Department of Economic and Social Affairs, Population Division.
- Vandenberghe, V. (2006) Achievement effectiveness and equity: the role of tracking, grade repetition and inter-school segregation, *Applied Economics Letters*, 13:11, 685-693. DOI: <https://doi.org/10.1080/13504850500404944>
- Zinovyeva, N., F. Felgueroso and P. Vazquez (2014) Immigration and student achievement in Spain: evidence from PISA. *SERIEs* 5, 25–60. <https://doi.org/10.1007/s13209-013-0101-7>

TABLA 1.- Estadísticos descriptivos

		ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
		Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.	Mean	Std. Dev.
Variables de estudiante	Female	0.46	0.50	0.49	0.50	0.50	0.50	0.51	0.50	0.50	0.50
	ESCS	-0.09	1.04	-0.21	0.91	-0.03	0.90	0.27	0.91	-0.12	1.04
	Mig. 2 nd gener.	0.14	0.34	0.05	0.22	0.10	0.29	0.11	0.31	0.05	0.21
	Mig 1 st age arr.(0-6)	0.03	0.17	0.04	0.18	0.04	0.19	0.06	0.24	0.06	0.25
	Mig 1 st age arr.(7-16)	0.04	0.20	0.02	0.15	0.03	0.17	0.05	0.22	0.04	0.18
	Other language	0.20	0.40	0.20	0.40	0.11	0.31	0.13	0.34	0.27	0.45
	January-March	0.25	0.43	0.22	0.42	0.24	0.43	0.27	0.44	0.23	0.42
	October-December	0.25	0.43	0.26	0.44	0.25	0.44	0.25	0.43	0.26	0.44
	Student truancy	0.04	0.19	0.06	0.24	0.11	0.32	0.02	0.13	0.05	0.23
	Parents support	0.25	0.44	0.32	0.47	0.48	0.50	0.49	0.50	0.37	0.48
	Good Reput. School	0.41	0.49	0.68	0.47	-	-	-	-	-	-
	Trying hard	0.02	0.95	0.00	0.94	-0.02	0.98	0.21	0.97	0.16	0.99
	Teacher enthusiasm	-0.12	0.97	-0.07	0.95	0.03	1.02	0.23	0.98	0.04	1.04
	Repeat	0.17	0.37	0.12	0.33	0.14	0.35	0.02	0.15	0.28	0.45
Variables de centro educativo	Disadv. mig. (> 20%)	0.34	0.47	0.06	0.24	0.11	0.31	0.18	0.38	0.05	0.22
	Disadv. nat. (> 30%)	0.29	0.46	0.28	0.45	0.20	0.40	0.27	0.44	0.26	0.44
	Advantaged (> 40%)	0.35	0.48	0.23	0.42	0.23	0.42	0.26	0.44	0.19	0.39
	Gr. by abil. (betw. class)	0.22	0.41	0.12	0.32	0.14	0.35	0.78	0.42	0.36	0.48
	Gr. by abil. (with. class)	0.34	0.48	0.46	0.50	0.39	0.49	0.53	0.50	0.40	0.49
	Village	0.01	0.11	0.01	0.11	0.02	0.12	0.04	0.19	0.03	0.16
	Small town	0.24	0.43	0.16	0.37	0.22	0.41	0.18	0.38	0.24	0.43
	City	0.15	0.36	0.19	0.39	0.15	0.36	0.20	0.40	0.23	0.42
	Large city	0.09	0.29	0.08	0.27	0.06	0.24	0.11	0.31	0.10	0.30
	Private	0.01	0.07	0.02	0.12	0.07	0.26	0.07	0.26	0.06	0.24
	Priv. Gov. Funded	0.03	0.17	0.01	0.11	0.08	0.27	0.45	0.50	0.24	0.43
	Stu. Admis. Record	0.34	0.48	0.42	0.49	0.23	0.42	0.14	0.35	0.03	0.16
	Stu. Admis. Resid	0.44	0.50	0.29	0.45	0.60	0.49	0.41	0.49	0.61	0.49
	Class size ≤20	0.11	0.31	0.23	0.42	0.05	0.22	0.10	0.29	0.10	0.29
	Class size >40	0.00	0.06	0.02	0.13	0.00	0.00	0.00	0.07	0.13	0.34
Staff short	0.38	0.79	0.46	0.92	0.03	0.84	-0.19	0.92	0.33	0.92	
Observations (students)	5,451		11,785		6,308		13,818		35,943		
Datos nacionales		ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
	Age 1st track	10		14		15		16		16	
	Number study programs	5		4		3		1		2	
	Edu. sp. (2012-18) % GDP	2.18		1.91		2.54		2.51		1.73	
	Edu. sp. (2012-18) \$/stu.	12,149		9,634		12,052		11,499		9,294	

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018 y OECD (2022)

Nota: El gasto en educación secundaria incluye instrucción y servicios auxiliares de estudiantes y familias proporcionados a través de las instituciones educativas, tanto públicas como privadas. Para más detalles, véase OCDE (2022).

TABLA 2: Stock de migrantes internacionales por área geográfica de origen y grupo de desarrollo (1995-2015)

	ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
	1995	2015	1995	2015	1995	2015	1995	2015	1995	2015
Inmigrantes totales (miles)	7,464	10,220	1,775	5,805	6,088	7,878	4,155	8,407	1,020	5,891
Ratio inmigrantes/población	0.09	0.12	0.03	0.10	0.11	0.12	0.07	0.13	0.03	0.13
Distribución según el área de origen										
Total mundial	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Sub-Saharan Africa	0.02	0.02	0.09	0.07	0.09	0.13	0.14	0.15	0.03	0.04
Northern Africa and W. Asia	0.25	0.19	0.22	0.13	0.36	0.42	0.06	0.05	0.19	0.14
Central and Southern Asia	0.07	0.13	0.06	0.08	0.02	0.02	0.22	0.22	0.01	0.02
Eastern and South-E. Asia	0.03	0.04	0.08	0.06	0.06	0.06	0.09	0.09	0.02	0.04
Latin America and the Carib.	0.01	0.02	0.09	0.10	0.02	0.04	0.07	0.05	0.26	0.38
Oceania (excl. Australia & N.Z.)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Australia and New Zealand	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.02	0.00	0.00
Europe and Northern America	0.62	0.60	0.46	0.55	0.46	0.33	0.40	0.41	0.49	0.39
Distribución según el nivel de desarrollo										
Regiones desarrolladas	0.62	0.61	0.47	0.56	0.46	0.34	0.44	0.44	0.49	0.39
Regiones menos desarrolladas	0.38	0.39	0.53	0.44	0.54	0.66	0.56	0.56	0.51	0.61

Fuente: Naciones Unidas (2020).

TABLA 3.- Brecha educativa de los escolares de origen migrante en la prueba de matemáticas de PISA 2018

	ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.
A.- MODELO BÁSICO										
Mig. 2 nd gener.	-38.49***	6.53	-26.66***	6.97	-46.41***	6.13	-18.51***	5.34	-27.96***	4.55
Mig 1 st age arr.(0-6)	-24.27*	12.73	-38.22***	8.23	-38.54***	8.75	-16.72***	5.92	-36.44***	3.91
Mig 1 st age arr.(7-16)	-95.51***	10.25	-44.81***	10.56	-70.07***	12.54	-6.52	10.55	-65.12***	6.73
Other language	-9.20**	3.92	-15.52***	3.82	-20.45***	4.57	-33.87***	3.97	-18.06***	2.60
Constant	513.35***	3.06	495.47***	3.06	507.26***	2.69	509.52***	2.87	492.56***	1.59
R²	0.05		0.02		0.04		0.02		0.04	
N	5,376		11,426		6,166		13,770		35,785	
B.- MODELO BÁSICO + ESCS										
ESCS	35.38***	1.91	32.65***	2.16	45.12***	2.265	33.64***	1.850	28.16***	0.81
Mig. 2 nd gener.	-18.44***	6.30	-10.16	6.84	-18.72***	6.010	-9.73*	5.431	-10.93***	4.15
Mig 1 st age arr.(0-6)	-22.42*	13.00	-28.25***	8.06	-25.22***	8.313	-10.76*	6.121	-26.41***	3.75
Mig 1 st age arr.(7-16)	-69.83***	9.95	-29.71***	10.22	-45.72***	11.111	0.67	8.564	-51.58***	6.68
Other language	-18.34***	3.63	-16.37***	3.69	-19.12***	3.783	-30.55***	3.738	-17.72***	2.33
Constant	522.53***	2.58	501.49***	2.89	505.53***	2.233	500.88***	2.577	494.90***	1.37
R²	0.21		0.12		0.23		0.13		0.15	
N	4,588		11,141		6,038		12,845		35,138	
C.- MODELO BÁSICO + ESCS + SEGREGACIÓN										
ESCS	20.79***	2.07	13.95***	2.038	25.70***	1.78	23.13***	1.72	23.69***	0.81
Mig. 2 nd gener.	-14.68***	5.07	-15.57***	5.923	-21.75***	5.03	-7.74	5.50	-12.42***	4.07
Mig 1 st age arr.(0-6)	-15.62	10.73	-26.01***	7.327	-22.98***	7.77	-10.85*	6.00	-27.16***	3.70
Mig 1 st age arr.(7-16)	-54.93***	9.63	-32.56***	10.609	-30.76***	8.92	1.78	7.83	-52.39***	6.57
Other language	-14.51***	3.56	-12.23***	3.287	-13.18***	3.32	-28.91***	3.52	-18.03***	2.25
Disadv. mig. (> 20%)	-45.82***	7.25	-49.36***	9.747	-45.05***	9.06	-18.08***	6.65	-11.61**	4.88
Disadv. nat. (> 30%)	-49.87***	8.46	-74.50***	6.892	-76.08***	7.27	-19.08***	4.27	-15.34***	2.52
Advantaged (> 40%)	46.72***	6.19	36.41***	7.559	34.24***	4.96	44.94***	6.14	15.42***	3.03
Constant	523.31***	4.77	510.58***	4.060	515.49***	3.08	500.22***	2.88	495.94***	1.60
R²	0.32		0.27		0.37		0.18		0.16	
N	4,588		11,141		6,038		12,845		35,138	

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

Nota: Niveles de significación: *** 1%, ** 5%, * 10%.

TABLA 4.- Estimaciones por MCO del modelo completo sin controles de las políticas de estratificación

		ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
		Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.	Coef.	St. Err.
Variables de estudiante	Female	-20.75***	3.28	-24.55***	3.22	-18.05***	2.19	-19.42***	3.05	-12.19***	2.13
	ESCS	18.85***	1.70	10.82***	1.89	23.81***	1.70	18.16***	1.80	22.09***	0.87
	Mig. 2 nd gener.	-13.12**	5.42	-16.62***	5.93	-23.10***	4.76	-4.96	6.01	-10.63***	4.08
	Mig 1 st age arr.(0-6)	-18.55**	9.05	-23.25***	7.09	-21.97***	8.06	-6.90	5.98	-26.60***	3.91
	Mig 1 st age arr.(7-16)	-32.28***	9.41	-28.02***	8.99	-33.67***	9.55	-3.18	9.02	-49.89***	6.87
	Other language	-15.39***	3.71	-10.55***	3.26	-13.42***	3.42	-31.83***	3.92	-20.16***	2.41
	January-March	8.71**	3.37	6.38**	3.20	5.46*	2.96	-3.03	3.55	4.42*	2.42
	October-December	-9.96***	3.62	-4.35	3.13	-1.04	2.66	2.35	3.75	-11.29***	1.86
	Student truancy	-12.11	12.74	-19.30*	10.93	-13.49*	7.80	-33.12***	11.97	-7.45*	4.23
	Parents support	-2.40	3.44	7.38**	2.99	3.27	2.66	3.88	2.66	5.22**	2.29
	Trying hard	2.36	1.55	-0.71	1.55	2.37	1.44	7.55***	1.42	4.29***	0.81
	Teacher enthusiasm	3.70**	1.53	3.10**	1.51	6.24***	1.37	4.65***	1.58	4.85***	1.11
	Good Reput. School	17.25***	3.65	17.33***	3.33	-	-	-	-	-	-
Variables de centro educativo	Disadv. mig. (> 20%)	-42.70***	9.52	-32.68***	11.80	-39.79***	9.51	-22.65**	9.05	-9.97*	5.18
	Disadv. nat. (> 30%)	-34.67***	8.89	-63.77***	6.59	-71.25***	7.94	-18.50***	4.62	-8.00***	2.94
	Advantaged (> 40%)	44.53***	6.67	37.16***	7.01	30.60***	5.40	23.24***	8.36	11.35***	3.17
	Village	-26.22*	15.09	-4.41	28.08	-25.80	21.49	-8.46	7.87	-8.41*	4.54
	Small town	1.42	7.20	18.38**	8.07	3.63	5.80	-7.11	5.63	-6.24**	2.79
	City	-12.86*	6.95	14.56**	6.92	-9.58	6.13	-7.31	4.56	0.21	2.68
	Large city	8.94	12.66	-5.24	8.37	-0.14	9.74	-8.91	7.36	2.73	5.45
	Private	-35.49**	17.59	-11.73	19.32	9.54	9.52	32.38**	15.95	4.58	6.15
	Priv. Gov. Funded	-32.75**	15.22	-9.32	12.77	24.60**	11.08	3.46	5.12	-3.11	2.87
	Stu. Admis. Record	12.58**	5.67	9.58*	5.62	6.34	5.59	25.40***	9.30	-3.21	5.68
	Stu. Admis. Resid	-5.38	5.30	-2.19	6.02	14.00**	6.73	-0.95	4.11	-0.24	2.36
	Class size ≤20	-22.21**	8.83	-24.55***	6.24	-26.96**	11.61	-20.39***	5.78	-0.13	3.88
	Class size >40	-60.26***	13.69	-25.71	21.22	-	-	2.39	11.63	2.36	3.48
	Staff short	-9.83**	3.92	4.04	3.08	-2.39	2.84	-1.29	2.36	-2.82**	1.23
Constant	535.17***	8.03	502.50***	6.92	514.63***	9.51	514.39***	6.75	497.81***	4.78	
	R²	0.34		0.31		0.39		0.23		0.18	
	N	3,606		10,244		5,000		9,994		32,249	
	Region FE	No		Yes		No		Yes		Yes	
	Program FE	No		No		No		No		No	

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

Nota: Niveles de significación: *** 1%, ** 5%, * 10%.

TABLA 5.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles de la agrupación por capacidades dentro de la escuela

		ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
		Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Variables estud.	ESCS	18.325***	1.716	10.861***	1.893	23.686***	1.655	18.203***	1.795	22.087***	0.874
	Mig. 2 nd gener.	-13.404**	5.418	-16.740***	5.953	-23.116***	4.759	-5.134	5.976	-10.596***	4.085
	Mig 1 st age arr.(0-6)	-18.866**	9.119	-23.324***	7.124	-21.931***	8.038	-7.029	5.989	-26.609***	3.898
	Mig 1 st age arr.(7-16)	-31.975***	9.371	-27.954***	8.944	-33.836***	9.453	-3.809	8.992	-49.860***	6.875
	other language	-15.179***	3.613	-10.470***	3.269	-13.469***	3.422	-31.925***	3.891	-20.141***	2.419
Variables escuela	Disadv. mig. (> 20%)	-45.359***	9.310	-32.156***	11.161	-39.826***	9.400	-24.044***	8.829	-9.899*	5.177
	Disadv. nat. (> 30%)	-28.717***	8.636	-63.284***	6.686	-71.207***	7.930	-18.977***	4.594	-7.984***	2.933
	Advantaged (> 40%)	39.743***	7.392	36.636***	6.874	31.160***	5.539	22.869***	8.257	11.367***	3.099
	Group by abil. (betwe. class)	-18.264***	6.955	2.757	8.834	-1.862	5.658	-9.665	7.620	0.635	2.266
	Group by abil. (within class)	-9.626	6.018	-4.846	5.849	-3.087	5.309	3.220	4.298	-0.694	2.330
	constant	544.378***	7.960	504.455***	7.743	515.739***	7.739	522.355***	10.066	497.769***	4.683
	R²	0.353		0.310		0.387		0.230		0.178	
	N	3,606		10,244		5,000		9,994		32,249	
	Region FE	No		Yes		No		Yes		Yes	
	Program FE	No		No		No		No		No	

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

Nota: Niveles de significación: *** 1%, ** 5%, * 10%. Todas las variables explicativas de estudiantes y escuelas utilizadas en la Tabla 4 están incluidas en el modelo.

TABLA 6.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles de repetición de curso

		ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
		Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Variables estud.	ESCS	16.612***	1.708	9.415***	1.925	21.932***	1.548	17.718***	1.811	12.137***	0.882
	Mig. 2 nd gener.	-13.331**	5.227	-12.361**	5.998	-20.759***	4.830	-5.548	5.946	-5.705	4.033
	Mig 1 st age arr.(0-6)	-16.127*	9.094	-20.548***	7.103	-19.941***	7.523	-5.963	5.983	-16.170***	3.784
	Mig 1 st age arr.(7-16)	-27.263***	9.452	-24.717***	9.162	-27.751***	9.266	-0.305	8.705	-34.023***	6.749
	other language	-15.154***	3.464	-9.863***	3.215	-12.068***	3.176	-31.768***	3.894	-16.659***	2.335
	Repeat	-44.176***	4.708	-42.144***	4.754	-74.302***	6.663	-43.919***	10.714	-85.537***	2.742
Variables escuela	Disadv. mig. (> 20%)	-39.039***	8.629	-27.493**	11.768	-20.068***	6.876	-23.930***	8.713	-8.202*	4.749
	Disadv. nat. (> 30%)	-26.541***	8.279	-60.604***	6.872	-42.347***	6.198	-18.448***	4.511	-7.030**	2.766
	Advantaged (> 40%)	37.402***	6.941	34.598***	6.894	29.559***	5.374	23.227***	8.203	9.188***	2.921
	Group by abil. (betwe. class)	-16.546**	6.820	3.279	8.887	-3.324	4.537	-10.941	7.409	1.522	2.345
	Group by abil. (within class)	-10.996*	5.723	-5.877	5.818	-5.736	4.162	2.861	4.246	-1.586	2.308
	constant	555.051***	7.701	510.590***	7.621	519.983***	6.966	524.372***	9.950	528.436***	4.852
	R²	0.385		0.330		0.439		0.235		0.338	
	N	3,606		10,244		5,000		9,994		32,249	
	Region FE	No		Yes		No		Yes		Yes	
	Program FE	No		No		No		No		No	

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

Nota: Niveles de significación: *** 1%, ** 5%, * 10%. Todas las variables explicativas de estudiantes y escuelas utilizadas en la Tabla 4 están incluidas en el modelo.

TABLA 7.- Probabilidad de repetir curso e inmigración

	Nativos	Migrantes de 2ª generación	Migrantes de 1ª generación			Total
			Edad al llegar 0-6	Edad al llegar 7-16	Total	
ALEMANIA	0.17	0.25	0.26	0.32	0.30	0.17
ITALIA	0.11	0.28	0.22	0.31	0.30	0.13
FRANCIA	0.14	0.24	0.25	0.37	0.35	0.16
REINO UNIDO	0.02	0.02	0.04	0.12	0.08	0.02
ESPAÑA	0.26	0.41	0.43	0.53	0.50	0.28

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

TABLA 8.- Estimaciones por MCO del modelo completo con controles ISCED de nivel de estudios y orientación

	ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA		
	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	
Variables estud.	ESCS	16.134***	1.667	8.342***	1.931	17.529***	1.557	17.720***	1.816	12.093***	0.880
	Mig. 2 nd gener.	-13.595***	5.208	-10.974*	6.197	-23.155***	4.656	-5.592	5.953	-5.981	4.065
	Mig 1 st age arr.(0-6)	-16.243*	9.325	-18.610***	7.138	-16.826**	7.511	-5.891	5.987	-16.209***	3.784
	Mig 1 st age arr.(7-16)	-27.198***	9.396	-22.842**	8.815	-20.862**	8.570	-0.314	8.712	-34.358***	6.760
	other language	-14.763***	3.492	-9.454***	3.177	-12.054***	2.874	-31.728***	3.901	-16.675***	2.340
	Repeat	-45.023***	4.513	-40.310***	4.710	-31.651***	9.410	-43.964***	10.722	-84.724***	2.731
Variables escuela	Disadv. mig. (> 20%)	-38.707***	8.565	-17.572	12.418	-13.248*	6.771	-23.860***	8.709	-8.055*	4.687
	Disadv. nat. (> 30%)	-23.136***	8.043	-52.631***	7.463	-17.328***	5.516	-18.458***	4.501	-6.874**	2.764
	Advantaged (> 40%)	36.378***	7.140	26.213***	7.694	22.310***	5.240	23.218***	8.204	9.082***	2.905
	Group by abil. (betwe. class)	-15.805**	6.611	6.877	9.330	-3.458	4.010	-10.884	7.429	1.466	2.339
	Group by abil. (within class)	-11.362**	5.565	-7.423	5.757	-4.704	3.423	2.801	4.245	-1.582	2.298
	ISCED pre-vocational	-25.484	29.788	-	-	-66.070***	11.374	-20.011	51.691	-26.011***	9.648
	ISCED vocational	-66.147**	25.701	-21.194***	7.002	-64.568***	6.097	-18.578	35.100	-	-
	ISCED level 3	36.953**	18.383	-	-	61.359***	10.397	21.661	62.699	49.462	33.588
constant	555.732***	7.438	523.262***	7.278	475.901***	11.955	502.698***	65.064	528.700***	4.829	
R²	0.390		0.338		0.490		0.235		0.339		
N	3,606		10,244		5,000		9,994		32,249		
Region FE	No		Yes		No		Yes		Yes		
Program FE	No		No		No		No		No		

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

Nota: Niveles de significación: *** 1%, ** 5%, * 10%. Todas las variables explicativas de estudiantes y escuelas utilizadas en la Tabla 4 están incluidas en el modelo.

TABLA 9.- Estimaciones por MCO del modelo completo con efectos fijos de los programas de estudio

		ALEMANIA		ITALIA		FRANCIA		REINO UNIDO		ESPAÑA	
		Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.	Coef.	Std. Err.
Variables estud.	ESCS	11.698***	1.575	7.702***	1.848	17.436***	1.564	17.276***	1.813	12.093***	0.880
	Mig. 2 nd gener.	-14.425***	4.768	-11.642*	6.301	-23.303***	4.685	-5.203	5.877	-5.981	4.065
	Mig 1 st age arr.(0-6)	-12.490	8.942	-15.793**	7.213	-16.606**	7.559	-5.746	5.982	-16.209***	3.784
	Mig 1 st age arr.(7-16)	-20.956**	8.669	-19.547**	8.720	-21.067**	8.577	-0.186	8.692	-34.358***	6.760
	other language	-11.086***	3.129	-9.154***	3.176	-11.819***	2.889	-31.436***	3.902	-16.675***	2.340
	Repeat	-35.369***	4.332	-38.085***	4.592	-31.601***	9.379	-45.697***	10.844	-84.724***	2.731
Variables escuela	Disadv. mig. (> 20%)	-16.729**	8.318	5.606	12.058	-13.406**	6.776	-23.956***	8.682	-8.055*	4.687
	Disadv. nat. (> 30%)	-11.352*	6.367	-42.655***	8.558	-16.992***	5.492	-18.557***	4.484	-6.874**	2.764
	Advantaged (> 40%)	10.630*	5.475	27.709***	7.540	22.647***	5.262	22.557***	8.153	9.082***	2.905
	Group by abil. (betwe. class)	-3.125	5.278	7.248	9.077	-3.475	3.985	-12.835*	7.458	1.466	2.339
	Group by abil. (within class)	2.991	4.570	-7.831	5.626	-4.756	3.450	2.614	4.257	-1.582	2.298
	constant	578.139***	5.758	520.416***	6.982	536.919***	5.499	525.754***	9.990	528.700***	4.829
	R²	0.456		0.352		0.491		0.242		0.339	
	N	3,606		10,244		5,000		9,994		32,249	
	Region FE	No		Yes		No		Yes		Yes	
	Program FE	Yes		Yes		Yes		Yes		Yes	

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018

Nota: Niveles de significación: *** 1%, ** 5%, * 10%. Todas las variables explicativas de estudiantes y escuelas utilizadas en la Tabla 4 están incluidas en el modelo.

TABLA 10.- Análisis de varianza de la prueba de matemáticas

	ALEMANIA	ITALIA	FRANCIA	REINO UNIDO	ESPAÑA
Agrupación por capacidad dentro del colegio	0.058	0.002	0.000	0.008	0.001
Repetición de curso	0.060	0.082	0.226	0.011	0.260
Programas de estudio	0.392	0.221	0.411	0.022	0.012
Centros educativos	0.475	0.492	0.495	0.235	0.160
ESCS	0.180	0.109	0.211	0.116	0.123

Fuente: Elaboración propia a partir de la base de datos de PISA 2018