

Estudio por género del impacto de factores contextuales en el rendimiento matemático del alumnado español en PISA 2018

David Molina-Muñoz¹; Elena Molina-Portillo²; José Antonio Sánchez-Pelegrín³; José Miguel Contreras-García⁴

Recibido: Septiembre 2021 / Evaluado: Noviembre 2021 / Aceptado: Enero 2022

Resumen. El estudio PISA ha puesto de manifiesto una brecha de género en el rendimiento matemático del alumnado español. Este trabajo tiene como objetivo determinar el diferente impacto en el rendimiento en matemáticas en función del género de variables relacionadas con características de los estudiantes y de los centros educativos a los que asisten. Se considera la muestra española de la edición del año 2018 de PISA que, al presentar una estructura jerárquica, permite aplicar una metodología basada en la regresión multinivel a dos niveles. Los resultados obtenidos indican que el hecho de hablar en casa un idioma que no sea el castellano ni ninguna otra lengua cooficial y la disminución de la tasa de alumnos por profesor influyen negativamente, en exclusiva, en el rendimiento en matemáticas de los chicos, mientras que la condición de inmigrante y la titularidad pública del centro educativo afectan, también en sentido negativo, solo al desempeño matemático de las chicas. A partir de estos resultados se podrían plantear medidas específicas por género para paliar el efecto de las variables que merman el rendimiento matemático de los estudiantes en España.

Palabras clave: enseñanza secundaria; género; habilidades matemáticas; PISA; rendimiento.

[en] Study by gender of the impact of contextual factors on Spanish students' mathematical performance in PISA 2018

Abstract. The PISA study has revealed a gender gap in the mathematical performance of Spanish students. The aim of this paper is to determine the different impact of variables related to student characteristics and the schools they attend on mathematics performance by gender. We consider the Spanish sample of the 2018 edition of PISA which, by presenting a hierarchical structure, allows us to apply a methodology based on multilevel regression at two levels. The results obtained indicate that speaking a language other than Spanish or any other co-official language at home and the decrease in the student-teacher ratio have a negative influence, exclusively, on the mathematics performance of boys, while immigrant status and public ownership of the school affect, also negatively, only the mathematics performance of girls. On the basis of these results, gender-specific measures could be proposed to mitigate the effect of the variables that undermine the mathematical performance of students in Spain.

Keywords: secondary education; gender; mathematical skills; PISA; performance.

Sumario. 1. Introducción. 2. Método. 3. Resultados. 4. Discusión. 5. Referencias bibliográficas.

Cómo citar: Molina-Muñoz, D.; Molina-Portillo, E.; Sánchez-Pelegrín, J. A.; Contreras-García, J. M. (2022) Estudio por género del impacto de factores contextuales en el rendimiento matemático del alumnado español en PISA 2018. *Revista Complutense de Educación*, 33(4), 645-656.

¹ Universidad de Granada (España)
e-mail: dmolinam@ugr.es
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7139-9173>

² Universidad de Granada (España)
E-mail: elemo@ugr.es
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9955-3080>

³ Universidad de Granada (España)
e-mail: jpelegrin@ugr.es
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-5954-5476>

⁴ Universidad de Granada (España)
e-mail: jmcontreras@ugr.es
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6821-0563>

1. Introducción

La equidad constituye uno de los pilares principales de cualquier sistema educativo. Idealmente, los sistemas educativos deberían contar con herramientas que permitieran a los estudiantes alcanzar su máximo desarrollo académico sin importar su contexto personal, familiar o social. Sin embargo, son frecuentes los casos en los que el rendimiento escolar de un estudiante se ve condicionado por factores más allá de los meramente académicos como, por ejemplo, su género, el nivel de estudios de sus padres o el nivel económico familiar (véase, por ejemplo, Choi y Calero, 2012; Córdoba et al., 2011; Fajardo et al., 2017; Lozano, 2003; Martínez-Otero, 2009; Rodríguez y Guzmán, 2019). De entre todos ellos, el estudio del efecto que el género de un alumno tiene en su desempeño escolar ha despertado un especial interés dentro de la comunidad educativa y de la sociedad, en general. Ello se debe, en parte, a que las diferencias de género en las primeras etapas de la vida de los estudiantes pueden ser indicadores de desigualdades de género en el futuro académico y laboral de los mismos (González y de la Rica, 2016).

En este contexto, estudios de evaluación tales como PIRLS (*Progress in International Reading Literacy Study*) y TIMSS (*Trends in Mathematics and Science Study*) ya detectan diferencias de género sutiles, pero significativas, en el rendimiento escolar del alumnado español de Educación Primaria en cuanto a comprensión lectora (a favor de las chicas) (Ministerio de Educación, Cultura y Deporte, 2017) o matemáticas (a favor de los chicos) (Ministerio de Educación y Formación Profesional, 2020a). En ciencias, por el contrario, los chicos y las chicas rinden por igual (Ministerio de Educación y Formación Profesional, 2020a).

En la etapa de Secundaria, el seguimiento de estas diferencias puede realizarse a partir del análisis de los datos recogidos por el estudio PISA (*Programme for International Student Assessment*). Este estudio está dirigido por la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE) y se celebra con carácter trienal desde el año 2000. El programa PISA evalúa, en cada edición, el grado en el que jóvenes de 15 años han adquirido los conocimientos y las habilidades esenciales para una participación plena en la vida social y económica (OCDE, 2019a). Para ello, se mide el rendimiento de los estudiantes en ciencias, comprensión lectora y matemáticas.

Los datos de las sucesivas ediciones de PISA han confirmado las diferencias de género a favor de las chicas en comprensión lectora y, además, han detectado desigualdades a favor de los chicos en ciencias (Gamazo et al., 2018; Inda-Caro et al., 2010). Análogamente, también se confirma la brecha de género en matemáticas a favor de los chicos. La máxima diferencia de puntuación en matemáticas entre géneros se obtuvo en la edición de 2009, cuando los chicos obtuvieron, en promedio, 19 puntos más que las chicas. Desde entonces, la brecha se ha ido reduciendo hasta los 7 puntos de la edición de 2018 (Ministerio de Educación y Formación Profesional, 2019). Esta reducción se debe, más que a una mejora del rendimiento matemático de las chicas, que ha sido de solo 4 puntos desde 2009, a una notable caída en el rendimiento matemático de los chicos en las últimas ediciones, pasando de los 494 puntos en 2015 a los 485 puntos en 2018 (Ministerio de Educación y Formación Profesional, 2019). No obstante, a pesar de haberse reducido, la diferencia en el rendimiento matemático por género es significativa y se sitúa por encima de la media de la OCDE, que es de 5 puntos.

Adicionalmente a las respuestas que los estudiantes proporcionan a los ítems que componen las pruebas que se les presentan, PISA también recoge datos sobre la situación personal, familiar y escolar de cada uno de los alumnos. La información recopilada es liberada por la OCDE para su análisis con distintos fines, entre ellos, la contribución al conocimiento especializado de los factores que influyen en el rendimiento de los estudiantes en las distintas áreas. En la de matemáticas, autores como Cordero et al. (2013), Escardíbul (2008) o Gamazo et al. (2018) han analizado de forma holística la muestra española de distintas ediciones de PISA con el objetivo de determinar qué variables del contexto personal (género, repetición de curso, escolarización preescolar...) y del contexto escolar (titularidad, localización, tasa de alumnos por docente...) de los estudiantes españoles influyen de forma relevante en su rendimiento en esta materia.

A pesar de que es frecuente que los estudios consideren el género entre sus predictores (resultando significativo en la mayoría de los casos), apenas se han analizado de forma específica los condicionantes del rendimiento matemático de los estudiantes españoles en función de esta variable. En esta línea, trabajos como el de Blanco-Blanco et al. (2014) han puesto de manifiesto una interacción entre el género de un estudiante y su nivel socioeconómico y cultural que se traduce en mejoras en el rendimiento matemático de las alumnas con mayores recursos. Esta interacción también fue detectada a nivel regional por Lara et al. (2019) quienes, además, señalaron como significativa la interacción entre el género y la escolarización preescolar en una de las regiones estudiadas.

En virtud de lo previamente expuesto, y teniendo en cuenta que el género no puede explicar por sí mismo las diferencias constatadas, se hace necesario profundizar en el estudio del impacto que otros factores contextuales pueden tener en el rendimiento matemático del alumnado, en función de su género. Así, a través del presente estudio se pretende identificar aquellos factores que influyen de forma diferenciada en la puntuación en matemáticas de chicos y chicas, y cuantificar su efecto.

2. Método

Para identificar los factores que impactan en el rendimiento matemático del alumnado español en función del género, se considera la muestra española de la edición de 2018 de PISA, disponible en abierto en la página web de la OCDE (OCDE, 2019b). Esta muestra está compuesta por 17.987 alumnos y 17.956 alumnas de 1089 centros educativos. En promedio, los chicos y las chicas se encuentran, prácticamente, equidistribuidos en los centros (con el 50,16% de chicos frente al 49,84% de chicas).

En PISA, el rendimiento matemático de los estudiantes viene medido a través de diez valores conocidos como valores plausibles (Wu y Adams, 2002). El cálculo de estos valores se fundamenta en la teoría de respuesta al ítem de Rasch (1960), la cual posibilita la obtención de una escala continua de habilidad matemática para cada estudiante en función de sus respuestas a las diferentes pruebas de contenido matemático que realiza (Martínez-Arias, 2006). Finalmente, los valores plausibles se extraen aleatoriamente de dicha escala. Habiéndose comprobado previamente que el comportamiento es similar independientemente del valor plausible que se considere como variable dependiente, por legibilidad, en este trabajo se presentan los resultados obtenidos para el primero de ellos. En la Tabla 1 se muestran algunos estadísticos descriptivos para esta variable.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos para la variable dependiente.

	Mínimo	Máximo	Media	Mediana	Desv. típica
Valor plausible 1	116.934	801.935	490.691	494.787	87.334

Además de los valores plausibles, PISA proporciona una ingente cantidad de información sobre el contexto personal, familiar y escolar de cada estudiante. En este trabajo se estudia el efecto en el desempeño matemático de los chicos y las chicas en España de algunas de estas variables de contexto. En concreto, se seleccionan aquellas que han sido identificadas como relevantes en el rendimiento de los estudiantes españoles en estudios educativos previos.

Las variables consideradas pueden dividirse en dos grupos: aquellas que hacen referencia a características del alumnado y aquellas otras relacionadas con características de los centros educativos. Las variables que conforman el primer grupo son:

- Estudios preescolares. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘No’ (codificado como 0) o ‘Sí’ (codificado como 1).
- Idioma hablado en casa. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘Castellano o una lengua cooficial’ (codificado como 0) u ‘Otro’ (codificado como 1).
- Repetidor. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘No’, cuando el estudiante no ha repetido ningún curso (codificado como 0) o ‘Sí’, cuando el estudiante ha repetido, al menos, un curso (codificado como 1).
- Inmigrante. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘No’ (codificado como 0) o ‘Sí’ (codificado como 1).
- Índice económico, social y cultural (ESCS). Variable continua, escalada de manera que su media es igual a 0 y desviación típica es igual a 1.

En la Tabla 2 se pueden ver algunos estadísticos descriptivos para estas variables:

Tabla 2. Estadísticos descriptivos para las variables independientes del nivel alumno, por género y para el total.

Variables independientes	Chicos	Chicas	Total
<i>Estudios preescolares</i>			
No	0.9%	0.7%	0.8%
Sí	99.1%	99.3%	99.2%
<i>Idioma hablado en casa</i>			
Castellano o una lengua cooficial	94.7%	95.3%	95.0%
Otro	5.3%	4.7%	5.0%
<i>Repetidor</i>			
No	71.1%	79.3%	75.2%
Sí	28.9%	20.7%	24.8%
<i>Inmigrante</i>			
No	88.6%	88.5%	88.5%
Sí	11.4%	11.5%	11.5%
<i>ESCS</i>			
Mínimo	-6.073	-3.885	-6.073
Máximo	3.717	3.038	3.717
Media	-0.076	-0.016	-0.046
Mediana	-0.005	0.069	0.034
Desv. típica	1.024	1.020	1.023

Respecto a las variables relacionadas con el contexto escolar, estas son:

- Titularidad. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘Pública’ (codificado como 0) y ‘Privada’, incluyendo a los centros concertados (codificado como 1).
- Localización. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘Entorno rural’ (codificado como 0) o ‘Entorno urbano’ (codificado como 1).
- Tamaño medio de la clase. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘25 estudiantes o menos’ (codificado como 0) y ‘Más de 25 estudiantes’ (codificado como 1).
- Competencia del centro en su entorno cercano. Variable dicotómica que puede tomar los valores ‘No existen centros con los que competir’ (codificado como 0) o ‘Existen centros con los que competir’ (codificado como 1).
- Tasa de alumnos por profesor (STRATIO). Variable continua.

La siguiente tabla recoge diversos valores descriptivos para estas variables:

Tabla 3. Estadísticos descriptivos para las variables independientes del nivel centro educativo.

Variables independientes	Total
<i>Titularidad</i>	
Pública	64.0%
Privada	36.0%
<i>Localización</i>	
Entorno rural	28.1%
Entorno urbano	71.9%
<i>Tamaño medio de la clase</i>	
25 estudiantes o menos	41.8%
Más de 25 estudiantes	58.2%
<i>Competencia del centro en el entorno cercano</i>	
No existen centros con los que competir	13.8%
Existen centros con los que competir	86.2%
<i>Tasa de alumnos por profesor</i>	
Mínimo	1
Máximo	51.579
Media	11.892
Mediana	11.452
Desv. típica	4.514

Para todas las variables dicotómicas de ambos grupos, se ha considerado como categoría de referencia la codificada como 1.

Por otra parte, a la hora de analizar los datos de PISA se debe tener en cuenta su disposición anidada, donde cada participante pertenece a un determinado centro educativo. Cabe, por tanto, presuponer que existirán determinados factores del centro educativo que condicionarán los resultados en matemáticas de los estudiantes. Por ello, se espera que el desempeño matemático de los alumnos de un mismo centro educativo sea más parecido que el de los estudiantes de centros distintos. Esto supone el incumplimiento del supuesto de independencia que se asume cuando se aplican los modelos de regresión lineales tradicionales lo que, consecuentemente, invalida sus métodos de estimación (Andréu, 2011; Sánchez-Cantalejo y Ocaña-Riola, 1999). Consecuentemente, se considera una metodología basada en los modelos de regresión multinivel (Hox, 2002), los cuales tienen en cuenta la posible estructura de correlación que puedan presentar los datos. En concreto, se utilizarán modelos de regresión con dos niveles de predictores, el nivel alumno (compuesto por las variables del entorno personal y familiar del estudiante) y el nivel centro (formado por aquellas otras variables referidas al centro educativo), para explicar la variabilidad de los resultados en matemáticas.

En este sentido, los modelos de regresión de dos niveles permiten descomponer la varianza total de la variable respuesta por niveles. Así, podemos distinguir la varianza del nivel centro (notada, habitualmente, como $\sigma_{u_0}^2$), que indica la variabilidad existente en el rendimiento promedio de los estudiantes entre los diferentes centros educativos, esto es, la variabilidad entre centros; y la varianza del nivel alumno o residual (a la que se suele denotar como σ_e^2), que refleja la variabilidad existente entre el rendimiento individual de los alumnos, es decir, la variabilidad dentro de los centros. A partir de estos valores se calcula el coeficiente de correlación intraclase (CCI), $\rho = \sigma_{u_0}^2 / (\sigma_{u_0}^2 + \sigma_e^2)$, que representa el porcentaje de variabilidad atribuible a las diferencias entre centros.

El procedimiento de análisis que seguiremos comienza con la comprobación de la adecuación de la regresión de dos niveles frente a la regresión lineal tradicional para la modelización de los datos de las dos muestras a través de la comparación de los valores de las deviancias. A continuación, partiendo del modelo nulo de dos niveles (aquel que no incorpora ningún predictor de ninguno de los niveles), se construyen modelos más complejos incorporando, separadamente, variables independientes del nivel alumno y del nivel centro educativo. Para finalizar el análisis se plantea un modelo que incluye, simultáneamente, los predictores de los dos niveles con el objeto de determinar la magnitud del efecto final de cada variable independiente en presencia del resto de regresores de los dos niveles.

Para todos los modelos calculados se ha comprobado el cumplimiento de los supuestos de la regresión multinivel (similares a los de los modelos de regresión tradicionales) (Gaviria y Castro, 2005), si bien se incluyen, por su interés, solo los resultados para los modelos finales. En concreto, además de la correcta especificación de cada uno de estos modelos, se comprueba la normalidad de los residuos del nivel alumno y la homogeneidad de sus varianzas para todos los centros educativos así como la normalidad de los residuos del nivel centro educativo (Snijders y Berkhof, 2007; Snijders y Bosker, 1999). Cuando se estudian muestras grandes, como ocurre en nuestro caso, se recomienda emplear métodos gráficos en lugar de contrastes de bondad de ajuste para la evaluación de la hipótesis de normalidad. Ello se debe a la tendencia de estos contrastes a señalar como significativas desviaciones muy pequeñas de la normalidad en muestras de tamaño grande (Uttley, 2019). Por ello, se optará por una aproximación gráfica para la comprobación de la hipótesis de normalidad basada en la interpretación de histogramas y de gráficos de normalidad Q-Q. La hipótesis de homogeneidad de varianzas se comprobará a través del contraste de Levene.

Para la ejecución de los análisis se ha empleado la versión 25 del programa de análisis estadístico SPSS y la versión 4.0.5 del programa R.

3. Resultados

La Tabla 4 recoge, para cada una de las muestras analizadas, la estimación de la constante y de los parámetros de varianza que proporcionan el modelo de un único nivel y el modelo nulo de dos niveles. Además, se indica el p-valor asociado a cada estimación. A efectos de comparación entre modelos, se incluye también el valor de la deviancia como medida de bondad de ajuste.

Tabla 4. Comparación de los modelos de un nivel y de dos niveles.

Efecto	Chicos				Chicas			
	Un nivel		Dos niveles		Un nivel		Dos niveles	
	Estimación	p	Estimación	p	Estimación	p	Estimación	p
<i>Efectos fijos</i>								
Constante	494.99	.00	493.55	.00	486.38	.00	484.37	.00
<i>Efectos aleatorios</i>								
Centro $\sigma_{u_0}^2$	-		1154.83	.00	-		1028.55	.00
Residuo σ_e^2	8036.79	.00	6906.82	.00	7179.32	.00	61719.91	.00
<i>Deviancia</i>	212780.12		211460.81		210387.54		209072.65	

De acuerdo a estos resultados, el valor de la deviancia es menor para el modelo nulo de dos niveles que para el modelo de un solo nivel en ambas muestras. Esto indica que el primero de ellos proporciona un mejor ajuste tanto para los datos de chicos como para los de chicas. En concreto, la diferencia entre los valores de la deviancia, que sigue una distribución chi-cuadrado con un grado de libertad (McCullagh y Nelder, 1989), es de 1319.31 y de 1314.89, respectivamente. Ambos valores resultan significativamente distintos de 0 por lo que, como se ha señalado metodológicamente, no podemos obviar la estructura jerárquica de los datos de ambas muestras a la hora de modelizarlos. Por ello, los modelos de regresión con dos niveles se confirman como la herramienta óptima para el análisis de ambas muestras.

Los valores del CCI según el modelo nulo son .1432 en la muestra de chicos y .1428 en la muestra de chicas, lo que implica que el 14.32% y el 14.28% de la variabilidad de la puntuación en matemáticas de los chicos y de las chicas, respectivamente, se debe a factores relacionados con los centros. En consecuencia, la mayor parte de la variabilidad del rendimiento matemático en cada muestra viene dada por características del alumnado.

Con objeto de identificar los factores que influyen de manera diferenciada en el rendimiento matemático de chicos y chicas y cuantificar su efecto, procedemos a ampliar el modelo nulo incluyendo variables independientes relativas a cada uno de los dos niveles descritos, primero por separado y luego de forma conjunta. La Tabla 5 muestra las estimaciones de los parámetros de los modelos con dos niveles que incluyen como predictores las características relativas al nivel alumno.

Tabla 5. Estimaciones de los parámetros del modelo con regresores del nivel alumno.

Efecto	Chicos		Chicas	
	Estimación	p	Estimación	p
<i>Efectos fijos</i>				
Constante	416.53	.00	406.78	.00
Estudios preescolares	-6.76	.23	5.28	.39
Idioma hablado en casa	14.23	.00	2.92	.29
Repetidor	88.87	.00	89.65	.00
Inmigrante	2.60	.20	5.97	.00
ESCS	12.53	.00	15.93	.00
<i>Efectos aleatorios</i>				
Centro $\sigma_{u_0}^2$	478.25	.00	371.69	.00
Residuo σ_e^2	5170.57	.00	4624.43	.00

Según estos resultados, la repetición de curso influye significativamente en el rendimiento matemático tanto en chicas como en chicos. De hecho, es la variable con mayor efecto en la puntuación en matemáticas de ambos grupos. En concreto, los chicos que no han repetido ningún curso académico obtienen, en promedio, 88.87 puntos más en matemáticas que aquellos otros que sí lo han hecho. En el caso de las chicas, esta diferencia es de 89.65 puntos. El índice socioeconómico y cultural también afecta el rendimiento matemático de chicos y chicas, de manera que cada aumento unitario de este índice supone un incremento de 12.53 puntos en el rendimiento matemático de los primeros y de 15.93 puntos en el de las segundas.

Entre los predictores del nivel alumno que influyen de forma diferente según el género del estudiante, encontramos la variable idioma hablado en casa. Los resultados nos indican que el desempeño matemático obtenido por los alumnos que utilizan el castellano o una lengua cooficial española, es 14.23 puntos superior al obtenido por aquellos otros chicos que hablan cualquier otro idioma en casa. Sin embargo, para las alumnas el idioma hablado en casa es irrelevante a la hora de explicar su desempeño matemático. En sentido contrario, la variable inmigrante no afecta significativamente a la puntuación en matemáticas de los chicos, pero sí a la de las chicas, de manera que las estudiantes nativas consiguen, en promedio, casi 6 puntos más que sus compañeras inmigrantes.

La inclusión de las variables independientes del nivel alumno en el modelo reduce considerablemente tanto la variabilidad entre centros como la variabilidad dentro de los centros en ambos conjuntos de datos. De la misma forma, el CCI desciende en torno a 6 puntos porcentuales en cada muestra. Así, el 8.46% y el 8.03% de la variabilidad del rendimiento académico de los chicos y de las chicas, respectivamente, se debe a factores relacionados con el centro educativo al que pertenecen.

El efecto de las características de los centros educativos se comprueba ajustando un modelo con dos niveles que incorpora como predictores estas variables. Las estimaciones resultantes se muestran a continuación.

Tabla 6. Estimaciones de los parámetros del modelo con regresores del nivel centro educativo.

Efecto	Chicos		Chicas	
	Estimación	p	Estimación	p
<i>Efectos fijos</i>				
Constante	499.81	.00	503.16	.00
Titularidad	-21.82	.00	-26.23	.00
Localización	-5.49	.06	-5.39	.04
Tamaño de la clase	-0.95	.69	-3.07	.17
Competencia	0.77	.84	1.67	.63
STRATIO	0.82	.01	0.06	.84
<i>Efectos aleatorios</i>				
Centro $\sigma_{u_0}^2$	967.49	.00	836.79	.00
Residuo σ_e^2	6908.65	.00	6174.38	.00

De los factores considerados del nivel centro, solo la titularidad de la institución influye significativamente en el rendimiento matemático tanto de chicos como de chicas. Así, la puntuación de los chicos matriculados en centros privados supera en 21.82 puntos la de aquellos otros que asisten a un centro público. La diferencia en el caso de las chicas es incluso mayor, alcanzando los 26.23 puntos a favor de los centros privados.

Entre los factores a nivel centro que inciden de forma diferente en el desempeño matemático de ambos grupos de estudiantes encontramos la localización del centro y el ratio de estudiantes por profesor. De este modo, mientras que las alumnas de centros situados en entornos rurales muestran un rendimiento matemático 5.39 puntos inferior al de las estudiantes de instituciones urbanas, la ubicación del centro no afecta de manera relevante a la puntuación de los chicos. Por otro lado, cada incremento unitario en la ratio de alumnos por docente implica un aumento de 0.82 puntos en el rendimiento matemático de los chicos, si bien no afecta de forma significativa al de las chicas.

En este análisis, se aprecia que la disminución de la variabilidad de la variable respuesta con respecto al modelo nulo es muy discreta, llegando incluso a incrementarse levemente la varianza dentro de los centros educativos. Este hecho indica que las características de los centros apenas influyen en el rendimiento matemático de los estudiantes y que las diferencias detectadas se deben, principalmente, a factores relacionados con el alumnado.

Finalmente, se presenta el modelo que incorpora los factores tanto del nivel alumno como del nivel centro para explicar el efecto de cada uno en presencia del resto de variables. Para cada conjunto de datos, la Tabla 7 muestra los resultados de las estimaciones de los parámetros para el modelo final.

Tabla 7. Estimaciones de los parámetros del modelo con regresores de ambos niveles.

Efecto	Chicos		Chicas	
	Estimación	p	Estimación	p
<i>Efectos fijos</i>				
Constante	410.46	.00	409.67	.00
Estudios preescolares	-6.72	.24	5.59	.36
Idioma hablado en casa	14.00	.00	2.61	.34
Repetidor	88.71	.00	89.44	.00
Inmigrante	2.82	.16	6.14	.00
ESCS	12.18	.00	15.49	.00
Titularidad	-1.76	.40	-5.73	.00
Localización	-3.92	.07	-2.65	.18
Tamaño de la clase	1.36	.45	0.45	.78
Competencia	0.74	.79	0.61	.81
STRATIO	0.65	.00	0.13	.53
<i>Efectos aleatorios</i>				
Centro $\sigma_{u_0}^2$	464.45	.00	363.47	.00
Residuo σ_e^2	5169.54	.00	4623.00	.00

Las estimaciones de los parámetros de las variables del nivel alumno que proporciona este modelo apenas varían en ninguna de las dos muestras con respecto a las que se mostraron en la Tabla 5, donde solo se consideraron las características de los estudiantes como variables independientes. Este hecho se constata para los factores con influencia en ambos géneros (repetición de curso y estatus socioeconómico y cultural) así como para aquellos que producían un efecto diferente en cada muestra (idioma hablado en casa e inmigración).

Por el contrario, las estimaciones de las variables del nivel centro educativo que se obtuvieron usando exclusivamente predictores relativos al centro escolar sufren importantes variaciones cuando se incorporan, además, variables independientes del nivel alumno. Uno de los cambios más notables se da en la titularidad del centro, la cual impactaba significativamente en la puntuación en matemáticas de ambos géneros según el modelo anterior y que se convierte, ahora, en una característica con un efecto diferenciado para cada grupo de alumnos. En concreto, según los resultados del modelo final, la titularidad del centro deja de ser significativa para explicar la variabilidad del rendimiento matemático en el conjunto de datos de los chicos igualándose, por tanto, el rendimiento matemático de los alumnos varones de centros públicos y de centros privados. En el caso de las chicas, el efecto de la titularidad continúa siendo significativo, si bien se ve notablemente reducido en presencia de las variables del nivel alumno. Así, la puntuación en matemáticas de las chicas que estudian en centros públicos es, en promedio, 5.73 puntos inferior que la de las chicas que asisten a centros privados.

Por otra parte, la tasa de estudiantes por profesor mantiene su impacto significativo en el rendimiento matemático de los chicos, aunque su efecto también se ve reducido. Según los resultados del modelo final, cada incremento unitario en la tasa de estudiantes por profesor se traduce en un incremento de 0.65 puntos en el desempeño de los chicos. A su vez, la localización del centro, que se había mostrado relevante a la hora de explicar la variabilidad en la puntuación de las chicas resulta, ahora, no significativa en ambas muestras.

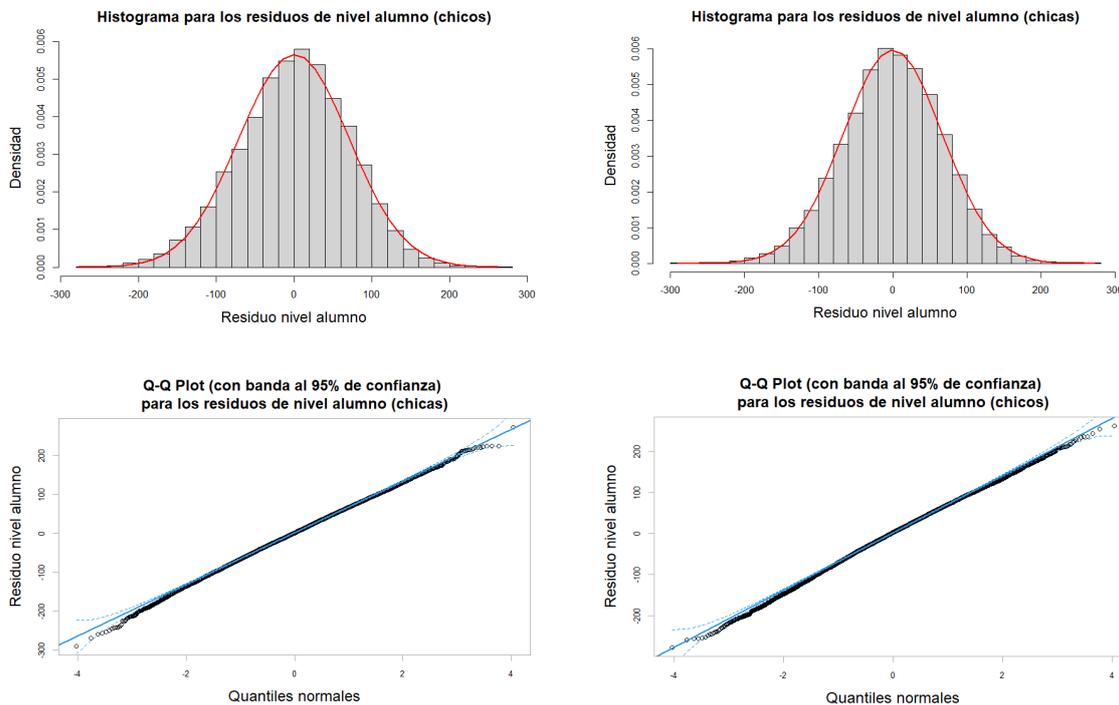
Tabla 8. Estimaciones de los efectos aleatorios y del coeficiente de correlación intraclase para el modelo nulo y el modelo final.

	Chicos		Chicas	
	Modelo nulo	Modelo final	Modelo nulo	Modelo final
Centro $\sigma_{u_0}^2$	1154.83	464.45	1028.54	363.47
Residuo σ_e^2	6906.82	5169.54	6171.91	4623.00
CCI	.143	.082	.143	.0738

La Tabla 8 muestra que la inclusión en el modelo final de los factores de ambos niveles supone una importante disminución tanto en la varianza entre centros como en la varianza dentro de los centros con respecto al modelo nulo, en ambos conjuntos de datos. Igualmente, el CCI disminuye, aproximadamente, en 6 y 7 puntos porcentuales en el grupo de los chicos y de las chicas, respectivamente. Consecuentemente, podemos deducir que el efecto conjunto de las variables de los dos niveles contribuye significativamente a explicar la variabilidad del rendimiento en matemáticas existente entre centros y dentro de los centros que se puso de manifiesto en el modelo nulo.

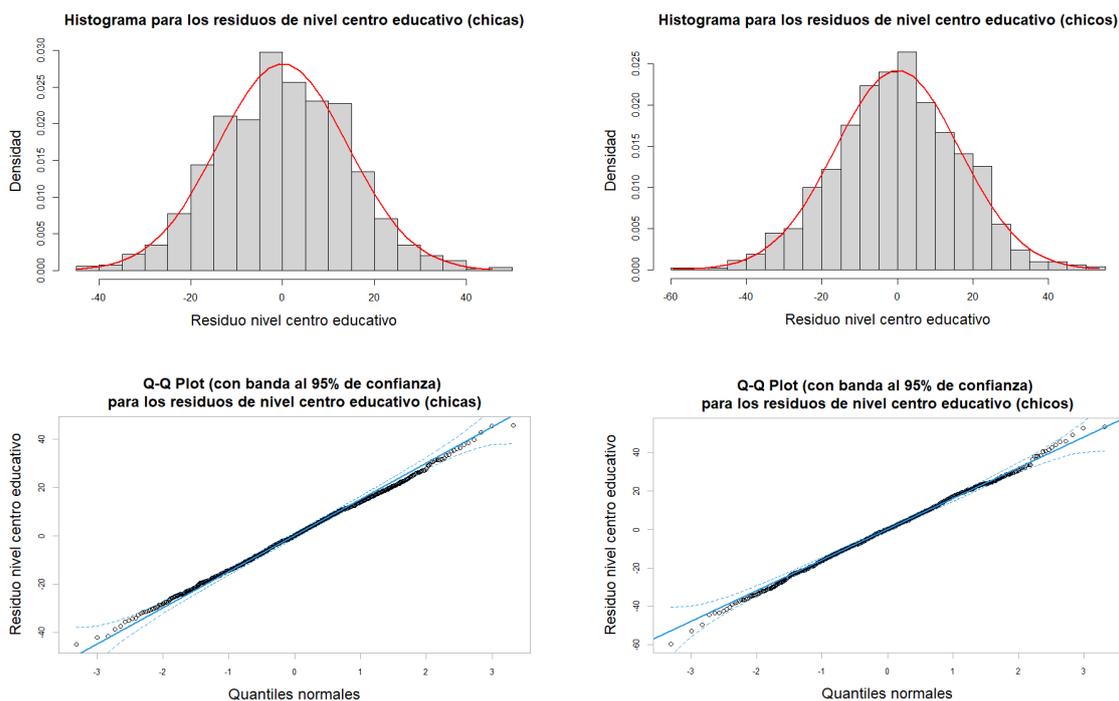
Por último, se muestran los resultados de la comprobación de los supuestos de la regresión multinivel en el modelo final planteado. Los gráficos de normalidad de los residuos del nivel alumno (Figura 1) muestran un ajuste aceptable a la distribución normal teórica. El test de Levene confirma la homocedasticidad de los residuos del nivel alumno de ambos modelos para todos los centros educativos ($p = .51$ y $p = .53$ para el modelo ajustado a partir de los datos de los chicos y de las chicas, respectivamente).

Figura 1. Gráficos de normalidad para los residuos del nivel alumno procedentes del modelo final ajustado a partir de los datos de los chicos (izq.) y de las chicas (der.).



También se puede dar por cierta la normalidad de los residuos del nivel centro educativo, como se desprende del análisis de los gráficos de normalidad que se muestran en la Figura 2.

Figura 2. Gráficos de normalidad para los residuos del nivel centro educativo procedentes del modelo final ajustado a partir de los datos de los chicos (izq.) y de las chicas (der.).



4. Discusión

De acuerdo con las estimaciones de los modelos finales planteados (Tabla 7), la mayoría de las variables que condicionan el rendimiento matemático de los chicos y de las chicas son características personales de los propios estudiantes. Algunas de ellas impactan de forma similar en el rendimiento matemático de ambos grupos de alumnos. Tal es el caso de la variable repetidor, que es, de hecho, la que tiene mayor influencia en la puntuación en matemáticas tanto de los chicos como de las chicas. El problema de la repetición de curso es especialmente grave en España, en donde la tasa de estudiantes de 15 años que han repetido al menos un curso triplica, prácticamente, la tasa media de los países de la OCDE (Ministerio de Educación y Formación Profesional, 2020b). A pesar de que algunos autores han apuntado mejoras en el rendimiento matemático tras la repetición de curso (Marsh et al. 2017), nuestros resultados indican que tiene un efecto negativo sobre el rendimiento matemático de un alumno, en línea con la mayoría de estudios previos sobre el tema (Cordero et al., 2013; García et al., 2014; Ikeda y García, 2014). Por ello, la repetición de curso ha recibido innumerables críticas como medida para la mejora de los resultados de los estudiantes, por considerarla costosa, ineficiente y perjudicial para el alumnado (Choi et al., 2018; García y Jiménez, 2018). No obstante, para tener una visión integral de la relación existente entre rendimiento y repetición no basta con analizar el impacto de la segunda sobre el primero, sino que sería necesario estudiar, también, qué efecto tiene el rendimiento sobre la repetición.

En esta misma línea, el estatus económico, social y cultural de los estudiantes también afecta su rendimiento matemático, independientemente de su género. Así, según nuestros resultados, los estudiantes con más recursos y una mejor posición social y cultural obtienen mejores puntuaciones en matemáticas que aquellos otros menos favorecidos. No obstante, aunque significativas para ambos géneros, las variaciones del índice que mide el nivel económico, social y cultural impactan de forma más notable en el desempeño de las chicas. Nuestros resultados son consistentes con los obtenidos por Lara et al. (2019) a nivel regional. En la misma línea, González y de la Rica (2016) probaron que determinados aspectos del entorno familiar del estudiante tales como el hecho de que la madre tenga formación universitaria o trabaje impactan de forma positiva en el rendimiento en matemáticas de las chicas.

Por el contrario, otras características personales del alumnado solo influyen de forma significativa en el rendimiento matemático de uno de los grupos de estudiantes. Tal es el caso del idioma hablado en casa, que solo afecta a las puntuaciones en matemáticas de los chicos. El impacto por género de esta variable se recoge escasamente en la literatura, si bien investigaciones a nivel mundial con muestras generales indican la relevancia del idioma utilizado en el hogar a la hora de explicar los resultados en matemáticas (Amini y Commander, 2011; Ismail y Awang, 2008; Ng et al., 2012). En particular, Feskens et al. (2019) señalan a España como el país en donde el idioma utilizado en el

hogar genera las diferencias más pequeñas de toda Europa en términos de rendimiento matemático de los estudiantes, sin distinción por género.

Por su parte, la condición de inmigrante influye en exclusiva en la puntuación de las chicas, de manera que los resultados de las alumnas inmigrantes quedan unos 6 puntos por debajo de los de sus compañeras nativas. Nuestros resultados coinciden parcialmente con los de Marques et al. (2016) quienes, con base en el análisis de los datos de estudiantes de todo el mundo de ediciones anteriores de PISA, probaron los efectos negativos de la condición de inmigrante sobre el desempeño matemático de las chicas, aunque no de forma exclusiva, ya que el hecho de ser inmigrante también afectaba al de los chicos.

El impacto de las características de los centros educativos sobre el rendimiento en matemáticas de los estudiantes es mucho más discreto. En efecto, la tasa de alumnos por profesor es la única variable del nivel centro que influye en los resultados en matemáticas de los chicos. Cada aumento unitario en la tasa de alumnos por cada profesor supone un aumento en el rendimiento matemático de 0.65 puntos. En principio, este dato puede resultar paradójico, pues es común asociar bajas tasas de alumnos por profesor con altos resultados académicos. Sin embargo, diversos autores señalan que no existe relación entre el número de estudiantes por profesor y el rendimiento académico (Choi, 2018; Martínez-García, 2012; Miralles et al., 2012). Otros, incluso, señalan que, a medida que aumenta el ratio de alumnos por profesor, mejora el rendimiento académico de los estudiantes debido a la demanda de matriculación en las escuelas identificadas por los padres como “mejores” y que son las que suelen alcanzar mejores resultados (Calero y Escardíbul, 2014; Sánchez-Lissen, 2018). Sin embargo, no se han encontrado resultados que asocien la mejora exclusivamente a los estudiantes varones de los centros.

Por otro lado, solo la titularidad del centro afecta al rendimiento de las chicas, siendo el rendimiento matemático de las que asisten a un centro público significativamente inferior al de las matriculadas en un centro privado. Esta diferencia ha sido atribuida, en ocasiones, a las desigualdades en el perfil socioeconómico de los alumnos matriculados en cada tipo de centro (Choi y Calero, 2012). Este parece ser el caso en el grupo de chicos, en donde la titularidad del centro deja de ser significativa cuando se consideran simultáneamente predictores del nivel alumno (que incluyen el estatus económico, social y cultural) y del nivel centro educativo a la hora de la modelización. Por el contrario, aun controlando por las características personales, la titularidad del centro sigue teniendo un efecto relevante a la hora de explicar la variabilidad de los resultados de las chicas. Ello puede deberse a otras características del centro más allá de las analizadas en el presente estudio, como pueden ser el clima del aula o la tasa de alumnado inmigrante en el centro (Calero y Escardíbul, 2007).

Los resultados de este estudio suponen una notoria aportación a la exigua literatura existente sobre las diferencias de género. En este sentido, se focaliza en el estudio de los factores que condicionan el rendimiento matemático del alumnado en España para que se produzcan las diferencias por género observadas en los resultados de evaluaciones del desempeño matemático. No obstante, hay que tener presente que no ha sido posible recoger todas las fuentes de variabilidad que actúan sobre el rendimiento matemático de los estudiantes a la hora de la modelización. Los modelos planteados incluyen ciertas variables relativas al alumnado y al centro las cuales se han mostrado útiles para explicar las diferencias en los resultados en matemáticas entre centros y dentro de los centros. Sin embargo, se han obviado en los análisis otras características del nivel alumno (como pueden ser la autopercepción en matemáticas, la ansiedad matemática o el interés y la motivación hacia las matemáticas) y del nivel centro (como, por ejemplo, las metodologías educativas usadas o los recursos materiales disponibles) cuya influencia en la competencia matemática convendría contrastar.

En esta misma línea, este trabajo se podría ampliar considerando modelos de regresión multinivel con más de dos niveles para el análisis de datos que recogieran la variabilidad debida a agrupamientos de orden superior. Así, teniendo en cuenta que cada centro educativo se ubica en una autonomía determinada, podría constituirse un tercer nivel de variables formado por características regionales (como, por ejemplo, el PIB per cápita regional o el gasto regional en educación) el cual permitiría comprobar si alguna de ellas tiene una influencia significativa en el rendimiento matemático de los estudiantes. Igualmente, se podría considerar un cuarto nivel de variables formado por factores de índole nacional.

Por otra parte, se podría aplicar una metodología similar a la considerada en este trabajo para realizar un análisis por género de las variables que influyen en las competencias científica y lectora, también medidas en PISA, complementando así el estudio que se presenta.

En definitiva, este trabajo puede suponer un buen punto de partida de cara a elaborar y aplicar estrategias educativas específicas por género para la mejora de la puntuación en matemáticas de chicos y chicas.

4. Referencias bibliográficas

- Amini, C. y Commander, S. (2011). Educational scores: how does Russia fare? *Journal of Comparative Economics*, 40(3), 508-527. <https://doi.org/10.1016/j.jce.2012.02.006>
- Andréu, J. (2011). El análisis multinivel: una revisión actualizada en el ámbito sociológico. *Metodología de Encuestas*, 13, 161-176.
- Blanco-Blanco, A., López Martín, E. y Ruiz de Miguel, C. (2014). Aportaciones de los modelos jerárquico-lineales multivariados a la investigación educativa sobre el rendimiento. Un ejemplo con datos del alumnado español en PISA 2009. *Revista de Educación*, 365, 122-149.

- Calero, J. y Escardíbul, J. O. (2007). Evaluación de los servicios educativos: el rendimiento en los centros públicos y privados medido en PISA-2003. *Hacienda Pública Española/Revista de Economía Pública*, 183, 33-66.
- Calero, J. y Escardíbul, J. O. (2014). *Recursos escolares y resultados de la educación. Reflexiones sobre el sistema educativo español*. Fundación Ramón Areces.
- Choi, Á. (2018). De padres a hijos: expectativas y rendimiento académico en España. *Presupuesto y Gasto Público*, 90, 13-31.
- Choi, Á. y Calero, J. (2012). Rendimiento académico y titularidad de centro en España. Profesorado. *Revista de currículum y formación del profesorado*, 16(3), 31-57.
- Choi, Á., Gil, M., Mediavilla, M. y Valbuena, J. (2018). Predictores y efectos de la repetición de curso. *Revista de Economía Mundial*, 48, 21-42. <https://doi.org/10.33776/rem.v0i48.3882>
- Cordero, J. M., Crespo, E. y Pedraja, F. (2013). Rendimiento educativo y determinantes según PISA: Una revisión de la literatura en España. *Revista de Educación*, 363, 273-297. <https://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2011-362-161>
- Córdoba, L. G., García, V., Luengo, L. M., Vizúete, M. y Feu, S. (2011). Determinantes socioculturales: su relación con el rendimiento académico en alumnos de Enseñanza Secundaria Obligatoria. *Revista de Investigación Educativa*, 29(1), 83-96.
- Escardíbul, J. O. (2008). Los determinantes del rendimiento educativo en España. Un análisis a partir de la evaluación de PISA-2006. *Investigaciones de Economía de la Educación*, 3, 153-161.
- Fajardo, F., Maestre, M., Felipe, E., León, B. y Polo, M. I. (2017). Análisis del rendimiento académico de los alumnos de Educación Secundaria Obligatoria según las variables familiares. *Educación XXI*, 20(1), 209-232. <https://doi.org/10.5944/educXXI.17509>
- Feskens, R., Van Oort, F. y Sluijter, C. (2019). Equity within the European Union education systems: a study based on PISA 2015. *Journal of Supranational Policies of Education*, 9, 117 – 136. <http://doi.org/10.15366/jospoe2019.9.004>
- Gamazo, A., Martínez-Abad, F., Olmos-Migueláñez, S. y Rodríguez-Conde, M. J. (2018). Evaluación de factores relacionados con la eficacia escolar en PISA 2015. Un análisis multinivel. *Revista de Educación*, 379, 56-84. <http://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2017-379-369>
- García, J. I., Hidalgo, M. y Robles, J. A. (2014). Does grade retention affect students' achievement? Some evidence from Spain. *Applied Economics*, 46, 1373-1392. <https://doi.org/10.1080/00036846.2013.872761>
- García, R. y Jiménez, C. (2018). Relación entre repetición de curso, rendimiento académico e igualdad en educación. *Educación, Política y Sociedad*, 4(1), 84-108.
- Gaviria, J. L. y Castro, M. (2005). *Modelos Jerárquicos Lineales*. La Muralla.
- González, A. y de la Rica, S. (2016). Gender Gap in PISA Test Scores: The Impact of Social Norms and the Mother's Transmission of Role Attitudes. *Estudios de Economía Aplicada*, 34(1), 79-108.
- Hox, J. (2002). *Multilevel Analysis: Techniques and applications*. Lawrence Erlbaum Associates.
- Ikeda, M. y García, E. (2014). Grade repetition. A comparative study of academic and non-academic consequences. *OCDE Journal: Economic Studies*, 8(1). https://doi.org/10.1787/eco_studies-2013-5k3w65mx3hnx
- Inda-Caro, M., Rodríguez-Menéndez, C. y Peña-Calvo, V. (2010). PISA 2006: la influencia del género en los conocimientos y competencias científicas. *Revista Iberoamericana De Educación*, 51(2), 1-12. <https://doi.org/10.35362/rie5121836>
- Ismail, N.A. y Awang, H. (2008). Differentials in mathematics achievement among eighth-grade students in Malaysia. *International Journal of Science and Mathematics Education*, 6(3), 559-571. <https://doi.org/10.1007/s10763-007-9109-4>
- Lara, A. M., Rueda, M. y Molina-Muñoz, D. (2019). Identifying the factors influencing mathematical literacy in several Spanish regions. *South African Journal of Education*, 39(S2), 1-13.
- Lozano, A. (2003). Factores personales, familiares y académicos que afectan al fracaso escolar en la Educación Secundaria. *Electronic Journal of Research in Educational Psychology*, 1(1), 43-66.
- Marques, H., Marcenaro, Ó. y López, L. A. (2016). Gender, institutions and educational achievement: a cross-country comparison, *DEA Working Papers* 78, Universitat de les Illes Balears, Departament d'Economia Aplicada. https://dea.uib.es/digitalAssets/376/376379_w78.pdf
- Marsh, H. W., Pekrun, R., Parker, P. D., Murayama, K., Guo, J., Dicke, T. y Lichtenfeld, S. (2017). Long-term positive effects of repeating a year in school: six-year longitudinal study of self-beliefs, anxiety, social relations, school grades, and test scores. *Journal of Educational Psychology*, 109(3), 425-438. <https://doi.org/10.1037/edu0000144>
- Martínez-Arias, R. (2006). La metodología de los estudios PISA. *Revista de Educación*, nº extraordinario 2006, 111-119.
- Martínez-García, J. S. (2012). Fracaso escolar y comunidades autónomas. En M. de Puelles (Ed.). *El fracaso escolar en el Estado de las Autonomías* (pp. 79-110). Wolters Kluwer.
- Martínez-Otero, V. (2009). Investigación y reflexión sobre condicionantes del fracaso escolar. *Revista Latinoamericana de Estudios Educativos (México)*, 39(1-2), 11-38.
- McCullagh, P. y Nelder, J. A. (1989) *Generalized Linear Models*. (2ª ed.). Chapman and Hall.
- Ministerio de Educación, Cultura y Deporte. (2017). *PIRLS 2016. Estudio internacional de progreso en comprensión lectora. Informe español*. <https://www.educacionyfp.gob.es/inee/evaluaciones-internacionales/pirls/pirls-2016.html>
- Ministerio de Educación y Formación Profesional. (2019). *PISA 2018. Programa para la evaluación internacional de los estudiantes. Informe español*. <https://www.educacionyfp.gob.es/inee/evaluaciones-internacionales/pisa/pisa-2018/pisa-2018-informes-es.html>
- Ministerio de Educación y Formación Profesional. (2020a). *TIMSS 2019. Estudio internacional de tendencias en matemáticas y ciencias. Informe español*. <https://www.educacionyfp.gob.es/inee/evaluaciones-internacionales/timss/timss-2019.html>
- Ministerio de Educación y Formación Profesional. (2020b). *PISA 2018. La organización escolar. Informe español. Resumen ejecutivo*. <https://www.educacionyfp.gob.es/dam/jcr:03be5461-2c86-4663-a052-c224c3f8b617/pisa2018-oe-resumenjecutivo.pdf>
- Miralles, M. J., Castejón, J. L., Pérez, A. M. y Gilar, R. (2012). El análisis de los efectos de la escuela sobre el rendimiento académico en matemáticas: un análisis multinivel con datos de PISA 2003. *Revista de Psicología y Educación*, 7(1), 83-110.
- Ng, K. T., Lay, Y. F., Areepattamannil, S., Treagust, D. y Chandrasegaran, A. L. (2012). Relationship between affect and achievement in science and mathematics in Malaysia and Singapore. *Research in Science & Technological Education*, 30(3), 225-237. <https://doi.org/10.1080/02635143.2012.708655>

- OCDE. (2019a). *PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do*. OECD Publishing.
- OCDE. (2019b). *PISA 2018 Database*. <https://www.oecd.org/pisa/data/>
- Rasch, G. (1960). *Probabilistic models for some intelligence and attainment tests*. Danish Institute for Educational Research.
- Rodríguez, D. y Guzmán, R. (2019). Rendimiento académico y factores sociofamiliares de riesgo. Variables personales que moderan su influencia. *Perfiles educativos*, 41(164), 118-134. <https://doi.org/10.22201/iisue.24486167e.2019.164.58925>
- Sánchez-Cantalejo, E. y Ocaña-Riola, R. (1999). Los modelos multinivel o la importancia de la jerarquía. *Gaceta Sanitaria*, 13(5), 391-398. [https://doi.org/10.1016/S0213-9111\(99\)71390-7](https://doi.org/10.1016/S0213-9111(99)71390-7)
- Sánchez-Lissen, E. (2018). El salario del profesorado y el tamaño de la clase: dos indicadores sugerentes para una reforma educativa de calidad. *Revista Complutense de Educación*, 29(1), 199-213. <https://doi.org/10.5209/RCED.52193>
- Snijders, T. A. B. y Berkhof, J. (2007). Diagnostic checks for multilevel studies. En de Leeuw, J. y Meijer, E. (Eds.). *Handbook of multilevel analysis*. Springer.
- Snijders, T. A. B. y Bosker, R. J. (1999). *Multilevel analysis. An introduction to basic and advanced multilevel modelling*. Sage Publications.
- Uttley, J. (2019). Power Analysis, Sample Size, and Assessment of Statistical Assumptions—Improving the Evidential Value of Lighting Research, *LEUKOS*, 15(2-3), 143-162. <https://doi.org/10.1080/15502724.2018.1533851>
- Wu, M. L. y Adams, R. J. (2002). *Plausible Values: Why they are important*. Comunicación presentada en el International Objective Measurement Workshop, New Orleans.