

¿Cuánto oro hay entre la arena? Minería de datos con los resultados de España en PISA 2015

How much gold is in the sand?

Data mining with Spain's PISA 2015 results

Dra. Inmaculada ASENSIO MUÑOZ. Profesora Titular. Universidad Complutense de Madrid (macu@edu.ucm.es).

Dra. Elvira CARPINTERO MOLINA. Profesora Contratada Doctor. Universidad Complutense de Madrid (ecarpintero@edu.ucm.es).

Dra. Eva EXPÓSITO CASAS. Profesora Ayudante Doctor. Universidad Nacional de Educación a Distancia (evaexpositocasas@edu.uned.es).

Dra. Esther LÓPEZ MARTÍN. Profesora Contratada Doctor. Universidad Nacional de Educación a Distancia (estherlopez@edu.uned.es).

Resumen:

Desde el inicio de las evaluaciones PISA abundan los estudios que pretenden, en lenguaje metafórico, «separar el oro de la arena», esto es, producir, de la cantidad ingente de datos recogidos, conocimiento útil que guíe la práctica y las políticas educativas. Pero no son frecuentes las investigaciones que usan técnicas de minería de datos para la extracción de dicho conocimiento. En este trabajo se analizan los cuestionarios de contexto desde una perspectiva métrica, con una metodología basada en «árboles de regresión» destinada a descubrir cuánto «oro» hay en los ítems que los componen, atendiendo a su uso como predictores del desempeño de los jóvenes españoles. Como resultado se obtiene un listado de los ítems más importantes en los seis cuestionarios, junto con el valor predictivo de los mismos. Se aporta un enfoque metodológico que puede contribuir a mejorar la productividad de la investigación pedagógica derivada de PISA.

Descriptores: PISA 2015, árboles de regresión, cuestionario de contexto, España, validez.

Abstract:

Since the start of the PISA evaluations there have been numerous studies that have metaphorically tried «to separate the gold from the sand», in other words, to derive useful knowledge to guide educational practice and policy from the vast amount of data collected. However, research that uses data mining techniques to extract knowledge from the databases provided by the OECD has been less common. This paper analyses the context questionnaires from a metric perspective using a methodology based on data mining with «regression trees». Its main goal is to discover how much value (how much «gold») is in the items that compose these questionnaires,

Fecha de recepción de la versión definitiva de este artículo: 23-01-2018.

Cómo citar este artículo: Asensio Muñoz, I., Carpintero Molina, E., Expósito Casas, E. y López Martín, E. (2018). ¿Cuánto oro hay entre la arena? Minería de datos con los resultados de España en PISA 2015 | *How much gold is in the sand? Data mining with Spain's PISA 2015 results*. *Revista Española de Pedagogía*, 76 (270), 225-245. doi: <https://doi.org/10.22550/REP76-2-2018-02>

<https://revistadepedagogia.org/>

ISSN: 0034-9461 (Impreso), 2174-0909 (Online)

año LXXVI, n° 270, mayo-agosto 2018, 225-245
revista española de pedagogía



considering their use as predictors of the performance of Spanish students. The results provide a list of the items selected in the six questionnaires and their predictive value. It also provides a methodological approach to

help improve the productivity of educational research derived from PISA.

Keywords: PISA 2015, regression trees, context questionnaire, Spain, validity.

1. Introducción

PISA (Programme of International Student Assessment) tiene entre sus propósitos proporcionar indicadores de eficacia, eficiencia y equidad de los sistemas educativos, así como fijar puntos de referencia que permitan la comparación internacional y supervisar las tendencias a lo largo del tiempo (OECD, 2016). Al cabo de más de tres lustros de su puesta en marcha, no está de más pararse a reflexionar acerca de si esta evaluación internacional está consiguiendo sus objetivos y está siendo el filón que se esperaba. Específicamente, desde un punto de vista pedagógico, interesa el análisis de en qué medida está contribuyendo a aumentar nuestro conocimiento de la educación y de los sistemas educativos. Su extensa aplicación y las técnicas métricas empleadas hacen posible la comparación del gasto en educación y de los resultados que se consiguen, tanto a nivel nacional como internacional, desde una perspectiva sincrónica y diacrónica (Hopfenbeck et al., 2017), con un impresionante impacto mediático. Sin embargo, a pesar de los esfuerzos realizados, la cuestión más crítica a día de hoy se sitúa en torno al objetivo de búsqueda de indicadores, simples o complejos, de eficacia y a la identificación de las variables de entrada, proceso y producto (no cogni-

tivas) más relevantes por su relación con los niveles de desempeño evaluados. Para los más críticos, la investigación que se viene realizando a partir de esta evaluación a gran escala parece no estar siendo tan provechosa como se esperaba en cuanto a generación de conocimiento útil para la mejora de la educación. En este sentido, Hanberger (2014) concluye que PISA adolece de problemas de validez interna y de validez externa y, en el mejor de los casos, solo funciona como sistema de alarma y como facilitador del cambio de políticas a nivel nacional. En España y muchas de sus Comunidades Autónomas es notorio desde hace tiempo el interés por la participación en el programa para la adquisición de un conocimiento que facilite la adopción de acciones de mejora de la educación (Instituto de Evaluación, 2007), pero existen argumentos que apoyan la tesis de falta de valor específico de PISA para este propósito (Carabaña, 2009, 2015), fundamentalmente porque todavía no aparecen con nitidez las variables educativas que se asocian a los niveles de desempeño obtenidos.

La validez, que es un concepto métrico complejo y fundamental (AERA, APA y NCME, 2014), puede estar en la base de esta circunstancia. Carabaña (2015) percibe defectos en la definición de las com-

petencias, por lo que plantea un posible problema de validez de las propias medidas de desempeño. Pero también pueden existir deficiencias relacionadas con la validez de las medidas aportadas por los cuestionarios de antecedentes (*background questionnaires*) o de contexto (*context questionnaires*), a los que hasta ahora solía concederse «una importancia secundaria» (González-Montesinos y Backhoff, 2010, p. 14), pero que cada vez van ganando mayor protagonismo (OECD, 2016). A pesar del importante papel que juegan en las evaluaciones internacionales, apenas existen datos relativos a la fiabilidad de las medidas que aportan (Rutkowski y Rutkowski, 2010, 2017) o se han reportado evidencias de validez (Taut y Palacios, 2016). De La Orden y Jornet (2012) sitúan entre los principales problemas de los estudios evaluativos muestrales las deficiencias en la definición, conceptual y operativa, de las medidas de contexto «y sus bajos controles métricos» (p. 78). En PISA 2015 se ha hecho un esfuerzo teórico en lo relativo a la validez como estructura interna, con la identificación de los constructos subyacentes, la definición de indicadores o índices simples y complejos (González-Such, Sancho-Álvarez y Sánchez-Delgado, 2016) y el establecimiento de las posibles relaciones entre ellos. Sin embargo, no es sencillo obtener evidencias de validez de las medidas de contexto dada la enorme cantidad y complejidad de la información que aportan y de la multitud de usos e interpretaciones que de ellos se derivan, que van desde la imputación de valores perdidos y la estimación de los valores plausibles (Kaplan y Su, 2016), a la definición de subgrupos en la población de jóvenes de 15 años evaluada, «permitiendo

introducir cualificadores a los resultados (género, etnia, nivel educativo de los padres, tipo de escuela...)» (Martínez Arias, 2006, p. 120). En este trabajo, ubicándonos en el uso de los resultados de PISA como información de diagnóstico en el ámbito nacional que se concreta en la identificación de los factores más relacionados con el desempeño (Taut y Palacios, 2016), planteamos, como opción metodológica, el uso de las técnicas de extracción de conocimiento que se engloban bajo la denominación de «minería de datos», ya que pueden contribuir a complementar, desde un enfoque empírico y exploratorio, la selección de variables realizada por la OECD (2016), atendiendo a criterios fundamentalmente políticos y también teóricos, como se ha expuesto más arriba. Este enfoque se presenta como idóneo para discernir, de entre tanta información disponible, cuánta es útil para el objetivo de explicar diferencias en desempeño, ayudándonos a «separar el oro de la arena». Más allá de la metáfora con el metal precioso, en este trabajo vinculamos la «minería de datos» a PISA en tanto que, bajo esta denominación, se acoge a una nueva generación de técnicas y herramientas que pretenden extraer conocimiento útil a partir de la información disponible en grandes bases de datos (*Knowledge Discovery in Databases*, KDD), con la particularidad de que dicho conocimiento no responde necesariamente a un modelo predeterminado, sino emergente (Hernández Orallo, Ramírez y Ferri, 2004). Aunque el uso de la minería de datos en educación (Castro y Lizasoain, 2012) se ha incrementado en los últimos años, especialmente ligada al desarrollo del *e-learning*, también se encuentra en algunas investigaciones con finalidad pre-

dictiva de niveles de desempeño (Alcover et al., 2007; Thai Nghe, Janecek y Haddawy, 2007; Lizasoain, 2012; Muñoz Ledesma, 2015; Ruby y David, 2015; Thakar, Mehta y Manisha, 2015; Lakshmipriya y Arunesh, 2017), siendo especialmente apropiada en evaluaciones a gran escala para el estudio de la eficiencia (Santín, 2006) o de las variables que afectan a las competencias evaluadas (Yu, Kaprolet, Jannasch-Pennell y DiGangi, 2012; Kiray, Gok y Bozkir, 2015; Aksu y Güzeller, 2016; Gorostiaga y Rojo-Álvarez, 2016; Idil, Narli y Aksoy, 2016). Blanco-Blanco, Asensio, Carpintero, Ruiz de Miguel y Expósito (2017) ilustran el uso de las técnicas arborescentes para proporcionar una base sólida a las interpretaciones de las puntuaciones obtenidas en evaluación educativa, utilizándolas para la obtención de evidencias de validez.

Centrándonos en el uso particular de los cuestionarios de contexto como instrumentos de medida de las variables explicativas del desempeño, el objetivo del presente estudio es explorar las bases de datos procedentes del estudio PISA para España con el propósito de saber cuánto conocimiento pedagógico hay en ellos y qué ítems lo aportan. En suma, considerando como unidad de análisis el ítem, se trata de encontrar argumentos de validez de las medidas obtenidas a partir de los cuestionarios de contexto de PISA, utilizando como criterio el desempeño en ciencias, lectura y matemáticas, y como metodología la técnica de minería de datos con árboles de regresión. Se persigue así contribuir a avanzar en el estudio de la validez basada en evidencias de las medidas procedentes de los cuestionarios de

contexto mediante la identificación, ordenación y selección de aquellos ítems de los cuestionarios de contexto más relevantes por su valor predictivo de las competencias evaluadas en PISA 2015 en el ámbito del sistema educativo español.

2. Método

La aproximación metodológica para la obtención de evidencias de validez depende del tipo de interpretaciones que se pretenden realizar a partir de las puntuaciones obtenidas. En la mayoría de los estudios se buscan evidencias acerca de la estructura interna del constructo, por lo que el enfoque más empleado es el análisis factorial exploratorio (AFE) y confirmatorio (AFC). Sin embargo, aquí se analizan las preguntas que conforman los cuestionarios de contexto con el fin de estudiar su capacidad predictiva y explicativa, por lo que tiene más sentido una aproximación multivariada en la que se introduzcan las respuestas a los ítems como variables independientes y la puntuación de desempeño como variable dependiente. La opción metodológica más usual entonces en estos casos es el análisis de regresión lineal o logística, pero, en PISA, las competencias son variables continuas y las variables medidas a partir de los cuestionarios de contexto son de diferente naturaleza, por lo que aquí recurrimos a la alternativa no paramétrica de árboles de regresión, que se manejan adecuadamente con esta complejidad de tipos de datos en un solo análisis, sin requerir transformaciones de los mismos y que son robustas ante la presencia de *outliers* y valores perdidos (Streifer y Schumann, 2005).

2.1. Muestra

Se analizan los seis cuestionarios de contexto aplicados en PISA 2015, tomando en todos los casos como criterio de validación el nivel de desempeño obtenido por los estudiantes españoles en dicha evaluación. Consecuentemente, la muestra del estudio está constituida por los jóvenes españoles de 15 años que participaron en la evaluación, los padres y madres

de estos alumnos que cumplimentaron el cuestionario dirigido a las familias y los directores y profesores de los centros educativos en los que estaban matriculados (Tabla 1). Cabe señalar que los datos no han sido ponderados por el peso final del estudiante, ya que no se persigue establecer comparaciones internacionales, sino explorar la situación en España (OECD, 2014).

TABLA 1. Número de respuestas en cada uno de los cuestionarios analizados.

	N	Destinatarios
Cuestionario del estudiante	39066	Estudiantes
Cuestionario sobre la trayectoria educativa	38384	Estudiantes
Cuestionario sobre el uso de las TICs	38585	Estudiantes
Cuestionario para la familia	4753	Padres, madres o tutores
Cuestionario de la escuela	1177	Directores
Cuestionario para el profesor	3894	Profesores

Fuente: Elaboración propia.

2.2. Instrumentos

El marco teórico de los cuestionarios de contexto de PISA 2015 se presenta en el informe del estudio (OECD, 2016).

El *cuestionario del estudiante* se aplica después de la evaluación de los conocimientos y destrezas de los alumnos y se responde en unos 35 minutos. Las preguntas que lo componen hacen referencia a las características del estudiante, su familia y su hogar, la visión del estudiante acerca de su vida, su experiencia en la escuela, el horario escolar y el tiempo de aprendizaje, el aprendizaje de las ciencias en la escuela y su visión de la ciencia. Comprende 224 ítems.

Los cuestionarios sobre la trayectoria educativa y uso de las TICs, así como los

cuestionarios dirigidos a familias y profesores, son de carácter opcional para los países participantes. El primero de ellos está compuesto por 164 ítems y el segundo por 81. El cuestionario dirigido a las familias consta de 146 ítems en torno a la relación familia-escuela, trayectoria educativa y visión de los padres sobre la ciencia. El cuestionario para el profesor presenta dos versiones, una destinada a los docentes de ciencias (102 ítems) y otra a docentes de diferentes materias (107 ítems). En ambos casos, el instrumento se estructura en información de contexto, formación inicial y desarrollo profesional, escuela y prácticas de enseñanza, generales o específicas, para las ciencias.

Además, el director del centro educativo responde al cuestionario de la escuela, que comprende 229 ítems y permite recabar información sobre el contexto y las condiciones del centro, la administración escolar, el personal docente, la supervisión y evaluación, la organización y el clima escolar.

Finalmente, cabe señalar que como variable dependiente se ha considerado las puntuaciones obtenidas por los estudiantes españoles en las tres competencias evaluadas en PISA 2015, es decir, los 10 valores plausibles estimados para ciencias, lectura y matemáticas.

2.3. Procedimiento

Entre los algoritmos más populares de árboles de decisión se encuentra CART (*Classification And Regression Trees*) (Strobl, Malley y Tutz, 2009), que fue desarrollado por Breiman, Friedman, Olshen y Stone (1984). En el presente trabajo se ha utilizado como método de análisis principal, si bien se ha empleado CHAID (*Chi Automatic Interaction Detection*) de manera complementaria. El procedimiento CART sirve con frecuencia como metodología de segmentación y se puede emplear como técnica no paramétrica de aprendizaje supervisado (Izenman, 2008). Consiste en un procedimiento de partición recursiva que, aplicado a problemas complejos, se basa en la regla de «divide y vencerás» (Hernández Orallo, Ramírez y Ferri, 2004), aporta segmentaciones binarias y una medida de la importancia de las variables independientes. Aunque se utiliza con objetivos muy variados, se suele considerar

que el análisis de árbol es de clasificación cuando la variable dependiente es nominal u ordinal, y de regresión, cuando es de escala. Por su parte, CHAID hace segmentaciones que pueden superar las dos categorías, permite seleccionar las variables independientes que interaccionan con la variable dependiente (Kass, 1980) y proporciona p-values. Con el objetivo de identificar, ordenar y seleccionar aquellas variables de contexto que más contribuyen a explicar el desempeño de los estudiantes, en este trabajo se ha seguido el siguiente proceso:

I. Estimación de los modelos iniciales con CART, introduciendo como variable dependiente las puntuaciones en las tres competencias evaluadas¹ y como predictores todos los ítems de los seis cuestionarios analizados. Se han realizado estimaciones independientes para cada uno de los 10 valores plausibles² (6 cuestionarios x 3 competencias x 10 valores plausibles = 180 modelos estimados) y, posteriormente, se han calculado los valores de riesgo promedio para cada cuestionario por materia, a partir de los cuales se cuantifica el valor predictivo conjunto de los ítems de estos instrumentos. Se han utilizado los criterios generales de parada especificados por defecto en el programa.

II. Cálculo con CART de la importancia de cada variable independiente como la suma de la disminución de la impureza producida por la mejor división en dicha variable en cada uno de los nodos (Breiman et al., 1984, p. 147). Este cálculo se realiza también por materia y valor plausible, para,

posteriormente, estimar un promedio de la importancia de cada variable explicativa en cada una de las competencias evaluadas. A partir del promedio se establece el rango.

III. Estimación de los modelos iniciales, utilizando esta vez el algoritmo CHAID, que aporta una selección de predictores. De esta forma, se estiman otros 180 modelos diferentes, cuyos resultados permiten identificar las variables de cada cuestionario que interaccionan con la variable dependiente.

IV. Selección de las variables que cumplan los siguientes criterios de inclusión: a) su importancia promedio normalizada, estimada mediante CART, es al menos de un 10%, y, b) ha sido incluida por CHAID como variable significativa de influencia en uno, al menos, de los valores plausibles. Los criterios de selección fijados pretenden llevar a un listado de variables parsimonioso que no incremente el nivel de riesgo obtenido con la inclusión de la totalidad de ítems en el modelo.

V. Reestimación de los valores de riesgo promedio para cuantificar el va-

lor predictivo conjunto de los ítems de los instrumentos reducidos.

Los análisis se han realizado con el programa *IBM SPSS Statistics* versión 22.

3. Resultados

En el modelo inicial se han incluido todos los ítems que componen cada uno de los cuestionarios y en el modelo final solo aquellos que cumplen los criterios de inclusión. CART proporciona una estimación del riesgo que, si se divide por la varianza total de la variable dependiente (S^2), informa de la proporción de la misma no explicada por las variables incluidas en el modelo ($Riesgo/S^2$). El valor predictivo global de cada cuestionario, completo y reducido, se ha obtenido de la raíz cuadrada de la proporción de varianza explicada. En el modelo inicial (Tabla 2) se aprecia que el cuestionario de estudiantes resulta ser el más informativo en todas las materias, mientras que los cinco cuestionarios restantes alcanzan un valor predictivo menor, siendo el destinado a docentes el que menos contribuye a la explicación de diferencias en las tres materias estudiadas.

TABLA 2. Estimación del valor predictivo global de los ítems de los diferentes cuestionarios de contexto en los modelos iniciales obtenidos con CART.

CIENCIAS	S^2	Riesgo	$Riesgo/S^2$	S^2 explicada	Valor predictivo
Estudiantes	7549.80	3955.58	0.52	0.48	0.69
Trayectoria educativa	7549.80	6007.06	0.80	0.20	0.45
TICs	7549.80	6168.04	0.82	0.18	0.43
Familia	7549.80	5460.54	0.72	0.28	0.53
Director (escuela)	1181.95	835.56	0.71	0.29	0.54
Profesor	1227.68	1092.97	0.89	0.11	0.33

LECTURA	S ²	Riesgo	Riesgo/S ²	S ² explicada	Valor predictivo
Estudiantes	7643.46	4258.73	0.56	0.44	0.67
Trayectoria educativa	7643.46	5995.89	0.78	0.22	0.46
TICs	7643.46	5551.23	0.73	0.27	0.52
Familia	7643.46	5607.55	0.73	0.27	0.52
Director (escuela)	1222.94	941.63	0.77	0.23	0.48
Profesor	1339.86	1174.27	0.88	0.12	0.35
MATEMÁTICAS	S ²	Riesgo	Riesgo/S ²	S ² explicada	Valor predictivo
Estudiantes	6926.07	3822.95	0.55	0.45	0.67
Trayectoria educativa	6926.07	5587.38	0.81	0.19	0.44
TICs	6926.07	5831.06	0.84	0.16	0.40
Familia	6926.07	5177.52	0.75	0.25	0.50
Director (escuela)	1130.58	835.48	0.74	0.26	0.51
Profesor	1199.21	1058.54	0.88	0.12	0.34

Fuente: Elaboración propia.

En las Tablas 3 a 8 se presentan las variables seleccionadas, porque cumplen los criterios de inclusión fijados para cada cuestionario, así como el orden de importancia de cada ítem por materia, calculado a partir de CART³.

TABLA 3. Selección de ítems del cuestionario del estudiante.

DESCRIPCIÓN DEL ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Grado del estudiante internacional (11°, 10°, 9°, 8°, 7°)	1°	1°	1°
Expectativas del alumno	2°	2°	2°
Haber repetido 'ISCED 2' (algún curso en secundaria)	3°		3°
Poseer información sobre el incremento de los gases de efecto invernadero	4°	5°	6°
Darse por vencido fácilmente cuando te enfrentas con un problema y sientes que no estás preparado	5°	3°	7°
Asistencia a asignaturas de química este año	6°	8°	8°
Asistencia a asignaturas de física este año	7°	12°	9°
Facilidad autopercibida para explicar por qué los terremotos ocurren más frecuentemente en unas áreas que en otras	8°	11°	10°
Clases a la semana de ciencias	9°		
Asistencia a asignaturas de biología este año	10°		
Antes de ir a la escuela, trabajar por dinero	11°	9°	

DESCRIPCIÓN DEL ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Haber repetido 'ISCED 1' (algún curso en primaria)			4°
Número de libros		4°	5°
Opinar que es bueno repetir el experimento para estar seguro de los hallazgos		6°	
Opinar que las buenas respuestas están basadas en evidencias experimentales		7°	
Aspirar a conseguir buenos resultados en la escuela y continuar trabajando en las tareas hasta que todo es perfecto		10°	
Número de clases a la semana			11°

Fuente: Elaboración propia.

Son 17 ítems los que cumplen los criterios de inclusión en el cuestionario dirigido a estudiantes (Tabla 3). El grado que cursa el estudiante seguido de su nivel de expectativas resultan ser las dos variables más importantes en las tres materias. En el cuestionario sobre la trayectoria edu-

cativa cumplen los criterios de inclusión fijados 30 ítems (Tabla 4), siendo el «cambio de programa de estudios» la variable más importante por su relación con Lectura y «no necesitar clases particulares de matemáticas» la más importante por su relación con Ciencias y Matemáticas.

TABLA 4. Selección de ítems del cuestionario de trayectoria educativa.

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
No asisto a clases extraescolares de matemáticas durante este curso porque no lo necesito	1°	5°	1°
¿Alguna vez has cambiado tu 'programa de estudios'?	2°	1°	4°
No asisto a clases extraescolares de ciencias durante este curso porque no lo necesito	3°		2°
Horas a la semana que asistes a clases extraescolares de Arte	4°	2°	6°
Horas a la semana que asistes a clases extraescolares de ciencias (o ampliación de ciencias)	5°		
Asistencia a las clases extraescolares de matemáticas en el mismo centro escolar	6°	4°	7°
Normalmente, otras personas me ayudan con los deberes o estudio	7°		8°
¿Cambiate de escuela cuando asistías a 'ISCED 2'?	8°	9°	10°
Comparación de la ayuda recibida por parte del profesor entre las clases de matemáticas que recibe en la escuela y las clases extraescolares	9°	7°	

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Asistencia a las clases extraescolares de lenguaje en el mismo centro escolar	10°	10°	14°
Normalmente, mis hermanos me ayudan con los deberes o estudio	11°	15°	
Diferencias en los consejos y estrategias para resolver las tareas de matemáticas que ofrece el profesor en clase, respecto a los ofrecidos por el profesor de clases extraescolares.	12°		
Normalmente, mis abuelos me ayudan con los deberes o estudio	13°	13°	16°
Asistencia a clases de refuerzo en Educación Infantil	14°	16°	18°
Horas a la semana que asistes a clases extraescolares de Lengua Extranjera	15°	19°	17°
El profesor de las clases extraescolares de lenguaje es uno de mis profesores en las clases oficiales durante este curso	16°	20°	
Normalmente, nadie me ayuda con los deberes o estudio	17°		19°
Horas a la semana que asistes a clases extraescolares de Lengua			3°
Horas a la semana que asistes a clases extraescolares de Matemáticas		3°	5°
Asistencia a las clases extraescolares de ciencias en el mismo centro escolar		6°	
Normalmente, otros familiares me ayudan con los deberes o estudio			9°
En total, ¿cuántos años has asistido a clases extraescolares?			11°
Las clases extraescolares de ciencias a las que asistes cubren la materia de química			12°
Horas a la semana que asistes a clases extraescolares de música		8°	13°
Participación en clases extraescolares de matemáticas a través de lecciones grabadas en video por una persona		11°	
Asistencia a clases extraescolares de ciencias durante este curso porque me atrajo el anuncio de la tutoría		12°	
Participación en clases extraescolares de ciencias a través de tutorías virtuales (por Internet) con una persona (por ejemplo, Skype)		14°	

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
No asisto a clases extraescolares de ciencias durante este curso porque no tengo el dinero			15°
Las clases extraescolares de ciencias a las que asistes cubren la materia de física		17°	
Participación en clases extraescolares de lengua durante el presente curso escolar a través un programa o aplicación por Internet/ordenador		18°	

Fuente: Elaboración propia.

Por su parte, son 21 las variables seleccionadas en el cuestionario sobre uso de las TICs (Tabla 5), siendo la que emerge como más importante, en ciencias y en

lectura, la valoración de Internet como fuente de información. La equipación de la escuela (proyector) es una variable especialmente importante en matemáticas.

TABLA 5. Selección de ítems del cuestionario sobre el uso de las TICs.

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Considero que Internet es un gran recurso para obtener información que me interesa (noticias, deportes, diccionario)	1°	1°	5°
Dispones en la escuela de proyector	2°	6°	1°
Frecuencia de uso de redes sociales para la comunicación con profesores fuera de la escuela	3°	2°	8°
¿Qué edad tenías cuando utilizaste por primera vez un dispositivo digital?	4°	10°	2°
Frecuencia de descarga de aplicaciones para el aprendizaje en un dispositivo móvil fuera de la escuela	5°	3°	10°
Me siento cómodo usando mis dispositivos digitales en casa	6°	5°	9°
Dispones en casa de USB (memoria)	7°	15°	4°
Frecuencia de uso dispositivos digitales para obtener información práctica de internet fuera de la escuela	8°	9°	15°
Dispones en la escuela de Tablet, iPad, BlackBerry, PlayBook	9°	7°	6°
Frecuencia de uso del correo electrónico fuera de la escuela	10°		11°
Dispones en la escuela de libro electrónico	11°	8°	3°
Dispones en casa de impresora	12°		7°

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Frecuencia con la que consultas avisos/noticias en la página web del centro fuera de la escuela	13°		
Frecuencia de descarga de aplicaciones para el aprendizaje de ciencias en dispositivo móvil fuera de la escuela		4°	12°
Frecuencia con la que navegas por Internet para realizar los deberes fuera de la escuela (por ejemplo, presentaciones)		11°	
Frecuencia con la que subes/descargas material o navegas en la página web del centro (horario, material del curso, etc.) fuera de la escuela		12°	
¿Qué edad tenías cuando utilizaste por primera vez un ordenador?			13°
En un típico día de la semana, ¿durante cuánto tiempo usas Internet en la escuela?		13°	
Dispones en casa de conexión a Internet		14°	
En un típico día de la semana, ¿durante cuánto tiempo usas Internet fuera de la escuela?			14°
Frecuencia de uso dispositivos digitales para subir contenidos propios para compartir fuera de la escuela			16°
Frecuencia con la que navegas por Internet para el seguimiento de las clases (por ejemplo, encontrar explicaciones)		16°	

Fuente: Elaboración propia.

En el cuestionario dirigido a las familias (Tabla 6) se seleccionan 35 ítems, de los cuales el interés por una carrera de ciencias ocupa la primera posición en

ciencias y en lectura. Los ingresos de las familias son la variable más importante por su relación con el desempeño en matemáticas.

TABLA 6. Selección de ítems del cuestionario para las familias.

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
¿Su hijo muestra interés en trabajar en una carrera relacionada con la ciencia?	1°	1°	3°
¿Ha mostrado interés su hijo en estudiar ciencias después de terminar la educación secundaria?	2°	2°	2°
¿Espera que su hijo estudie ciencias después de terminar la secundaria?	3°	4°	4°

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
¿Cuáles son tus ingresos anuales?	4°	3°	1°
¿A qué edad comenzó su hijo a asistir a 'ISCED 1'?	5°	5°	5°
Razón principal por la que su hijo asistió a educación infantil	6°	8°	7°
Durante el último curso académico, su participación en actividades en la escuela de sus hijos se ha visto dificultada por la inseguridad del camino a la escuela	7°	6°	10°
Durante el último año escolar he hablado sobre el comportamiento de mi hijo por iniciativa del profesor	8°	11°	13°
Durante el último año he hablado sobre cómo apoyar el aprendizaje en casa con el profesor	9°	13°	9°
A la hora de elegir escuela para mi hijo es importante que la escuela ofrezca ayudas económicas	10°		
Razón principal por la que su hijo asistió a servicios de supervisión o cuidados infantiles	11°	16°	11°
Cuando su hijo tenía 10 años, ¿con qué frecuencia leía libros sobre descubrimientos científicos?	12°		
Durante el último año escolar, he hablado sobre el comportamiento de mi hijo con un profesor por iniciativa propia	13°	15°	12°
Durante el último año escolar he hablado sobre el progreso de mi hijo/a por iniciativa del profesor	14°	20°	14°
Mi hijo comenzó a asistir a servicios de cuidado y supervisión al año	15°		16°
Mi hijo comenzó a asistir a servicios de cuidado y supervisión antes de cumplir 1 año	16°		15°
Frecuencia con la que ayudas a tu hijo con los deberes de ciencias	17°	22°	
Frecuencia con la que adquieres material relacionado con la ciencia para tu hijo	18°	23°	
¿Alguien en su familia (incluido usted) trabaja en una carrera relacionada con la ciencia?		7°	6°
Cuando su hijo tenía 10 años, ¿con qué frecuencia experimentaba con kits de ciencias, electrónica, o química, utilizaba un microscopio o telescopio?			8°
Frecuencia con la que hablas de carreras científicas con tu hijo		9°	
Considera que la ciencia es valiosa para la sociedad		10°	
A la hora de elegir escuela para mi hijo es importante que los gastos sean bajos		12°	

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Durante el último curso académico, he apoyado el esfuerzo de mi hijo en la escuela y sus logros		14°	
Tipo de institución que proporciona educación previa a primaria		17°	
Cuando su hijo tenía 10 años, ¿con qué frecuencia arreglaba objetos rotos?		18°	
Durante el último curso académico, he apoyado a mi hijo cuando tenía dificultades en la escuela		19°	
Considera que la ciencia es relevante para usted			17°
¿Cuántos padres de los amigos de tu hijo en esta escuela conoces?			18°
Mi hijo comenzó a asistir a educación infantil al año		21°	19°
Mi hijo comenzó a asistir a educación infantil a los dos años			20°
En qué país nació el abuelo materno			21°
Cuando su hijo tenía 10 años, ¿con qué frecuencia veía en la televisión programas sobre ciencia?			22°
Mi hijo comenzó a asistir a servicios de cuidado y supervisión a los dos años		24°	
Antes de asistir a la escuela mi hijo era cuidado/ supervisado por un adulto sin entrenamiento en el cuidado de niños (no un familiar)		25°	23°

Fuente: Elaboración propia.

Tras los análisis realizados, del cuestionario de escuela se seleccionan 29 ítems (Tabla 7). La titularidad es la variable más importante en lectura, mientras que el porcentaje de alumnos desfavorecidos lo es en ciencias y matemáticas.

TABLA 7. Selección de ítems del cuestionario de escuela.

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
Porcentaje de alumnos de 15 años que proceden de hogares socioeconómicamente desfavorecidos	1°	3°	1°
Grado en que el aprendizaje se ve obstaculizado por el absentismo escolar	2°	2°	2°
Titularidad	3°	1°	3°
El director es responsable del despido de los docentes	4°		5°
La autoridad regional o local es responsable de la contratación de los docentes	5°		7°

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la mala calidad de las instalaciones	6°	5°	11°
Grado en que el aprendizaje se ve obstaculizado porque los estudiantes faltan el respeto a los profesores	7°		15°
Número de niñas matriculadas en la escuela	8°	4°	9°
Profesores a tiempo parcial	9°		12°
El equipo directivo es responsable de asignar los presupuestos dentro de la escuela	10°		
Profesores certificados/habilitados a tiempo parcial	11°		14°
Proyectores en la escuela disponibles para los alumnos de 15 años	12°	7°	
El director es responsable de establecer políticas de evaluación de los estudiantes	13°		19°
El director es responsable de la contratación de los docentes			4°
Grado en que el aprendizaje se ve obstaculizado porque los estudiantes se saltan clases			6°
La autoridad regional o local es responsable del despido de los docentes			8°
Número de niños matriculados en la escuela			10°
Pizarras interactivas (digitales) en la escuela disponibles para los alumnos de Grado 10		6°	13°
Ubicación de la escuela			16°
Número total de estudiantes de 15 años		8°	17°
Implementación de políticas estandarizadas para las asignaturas de ciencias		9°	
Porcentaje de alumnos de 15 años cuya lengua es diferente a la del test		10°	
Profesores con cualificación con título de Doctor a tiempo completo		11°	
Profesores a tiempo completo			18°
Profesores certificados/habilitados a tiempo completo			20°
El equipo directivo es responsable de establecer políticas disciplinarias para los estudiantes			21°
Implementación de medidas de calidad de la enseñanza y el aprendizaje derivadas de la evaluación interna			22°
Profesores con cualificación con título de Máster a tiempo completo			23°
Ordenadores conectados a Internet disponibles para los alumnos de 15 años			24°

Fuente: Elaboración propia.

Por último, en el cuestionario dirigido a los profesores se observa una importante consistencia para las tres materias ya que de las 11 variables seleccionadas, todas importantes en ciencias, 7 son comunes (Tabla 8). La infraestructura de

la escuela percibida por el profesor es la variable más relacionada con el desempeño medio del centro en ciencias, mientras que la estabilidad profesional del docente es la más relacionada con el desempeño en lectura y matemáticas.

TABLA 8. Selección de ítems del cuestionario del profesor.

ÍTEM	Ciencias	Lectura	Matemáticas
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la inadecuada o pobre calidad de las infraestructuras físicas	1°	3°	2°
¿En cuántas escuelas ha trabajado durante el transcurso de su carrera docente?	2°	1°	1°
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la falta de infraestructuras físicas	3°	4°	3°
Recomendaría mi escuela como un buen lugar para trabajar	4°	2°	4°
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la falta de personal docente	5°	7°	6°
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la inadecuada o pobre calidad del material escolar	6°	5°	
¿Está obligado a participar en actividades de desarrollo profesional?	7°		8°
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la falta de material escolar	8°	6°	5°
La capacidad educativa de su escuela se ve obstaculizada por la falta de personal auxiliar	9°		7°
Tipo de contrato	10°	8°	9°
Tipo de jornada	11°		

Fuente: Elaboración propia.

Para la constatación de que los valores predictivos se mantienen, se ha cuantificado la capacidad explicativa de los cuestionarios de contexto reducidos, esto es, introduciendo como variables independientes solo las variables seleccionadas y se han obtenido valores muy similares a los ofrecidos en la Tabla 2.

4. Conclusiones

En el presente trabajo se ha abordado el estudio de las medidas de contexto en su relación con el desempeño desde una perspectiva metodológica novedosa, que permite una visión global de la importancia de cada ítem de los cuestionarios de antecedentes respecto de los demás en

cada una de las competencias evaluadas. La investigación realizada reporta evidencias de la validez, para este uso, en los seis cuestionarios de contexto aplicados en PISA 2015, aunque es el cuestionario de estudiantes, con un coeficiente para ciencias de 0.68, el que demuestra un mayor poder predictivo, que se mantiene prácticamente invariable en su formato reducido, a pesar de que se seleccionan solo 17 ítems relevantes, para la muestra española y para el uso estudiado. Si bien la discusión acerca de qué variables y de qué nivel emergen como más importantes, no se puede abordar aquí en toda su extensión porque rebasaría el objetivo de la presente investigación, las tablas presentadas en el apartado de resultados aportan información muy ilustrativa al respecto, que lleva a replantearse la conclusión más generalizada que se obtiene de los estudios basados en PISA, según la cual parece que son las condiciones socioeconómicas de los estudiantes las variables más importantes (Cordero, Crespo y Pedraja, 2013). En nuestro estudio, los ítems referidos a estas cuestiones, como «trabajar por dinero antes de ir a clase» o «número de libros», aparecen después que las variables «grado», «repetición», «asistencia a clase», «expectativas» o «motivación», todas ellas de marcado carácter psicopedagógico. La clarísima primera posición de la variable «grado» puede resumir toda la trayectoria educativa del estudiante, su historial de rendimiento, lo que explicaría su valor predictivo.

Una de las aportaciones claras derivadas del uso de la metodología CART es la asignación de valores numéricos a las variables según su importancia relativa en

la explicación de la variable, lo que permite cuantificar sus «quilates». La tasación de los ítems de los cuestionarios de contexto ofrece una panorámica global de los que más importan (y también de los que menos) en la explicación de las diferencias de desempeño. Esta visión holística no es posible a través de la investigación más habitual, puesto que se suele hacer a partir de una selección intencional de las variables predictoras y con una pretensión fundamentalmente inferencial, por lo que informa sobre qué variables de las incluidas en el modelo son significativas y, como mucho, del tamaño de su efecto considerado aisladamente o en interacción solo con las variables incluidas en dicho modelo. Pero los resultados de estudios confirmatorios en los que no se logra la exhaustividad necesaria en la inclusión de variables predictoras pueden llevar a una representación de la realidad educativa de un país que informe inadecuadamente a quienes han de tomar las decisiones. En este punto conviene recordar que en los modelos confirmatorios es fundamental que se incluyan todas las variables relevantes, con el fin de minimizar los errores de especificación, tan importantes, y a la vez tan olvidados, en los estudios que pretenden la explicación de los resultados educativos.

En suma, a pesar de que un problema de la metodología empleada aquí es su inestabilidad, dado que en la partición recursiva es fundamental la decisión sobre qué variable se divide, así como la posición exacta de cada punto de corte en la división (Strobl, Malley y Tutz, 2009), la aplicación de las técnicas de minería de datos en el estudio de los cuestionarios de contexto de las evaluaciones a gran escala se presenta

como una herramienta exploratoria previa útil para la selección informada de aquellos predictores que han de ser considerados en los análisis secundarios derivados de dichas evaluaciones, aportando argumentos estadísticos de importancia que complementan a los argumentos teóricos necesarios.

Entendemos que la educación se organiza en sistemas que aprenden y las posibilidades de aprender que tienen dependen, en gran medida, de programas como PISA y de herramientas para el aprendizaje estadístico, entre las que ocupan un papel esencial las técnicas de minería de datos (Hastie, Tibshirani y Friedman, 2002). La minería de datos puede ser el enfoque metodológico que nos ayude a los investigadores educativos a aprovechar mejor la información ofrecida por PISA (Pereira, Perales y Bakieva, 2016), que también está demostrando ser un programa que aprende para la obtención de evidencias en las que apoyar correctamente las decisiones de mejora. Se plantea así como prospectiva interesante de investigación la utilización de los árboles de clasificación y regresión no solo con los ítems, sino también con indicadores complejos, así como con datos internacionales para la obtención de evidencias de validez de las medidas en los diferentes países participantes.

Notas

- ¹ En el caso de los cuestionarios de escuela y de profesores, para las diferentes estimaciones se ha considerado como variable dependiente el rendimiento medio del centro en cada uno de los valores plausibles.
- ² Las variables están ordenadas según su importancia en ciencias, al final aparecen sombreadas las

que no han resultado importantes en ciencias pero sí en alguna de las otras dos competencias

- ³ Las variables están ordenadas según su importancia en ciencias, al final aparecen sombreadas las que no han resultado importantes en ciencias pero sí en alguna de las otras dos competencias.

Referencias bibliográficas

- Aksu, G. y Güzeller, C. O. (2016). Classification of PISA 2012 Mathematical Literacy Scores Using Decision-Tree Method: Turkey Sampling. *Education and Science*, 41 (185), 101-122.
- Alcover, R., Benlloch, J., Blesa, P., Calduch, M. A., Celma, M., Ferri, C., ... Zúñica, L. R. (2007). Análisis del rendimiento académico en los estudios de informática de la Universidad Politécnica de Valencia aplicando técnicas de minería de datos. En *Actas de las XIII Jornadas de Enseñanza Universitaria de la Informática* (pp. 163-170). Teruel: Universidad de Zaragoza.
- Blanco-Blanco, A., Asensio, I. I., Carpintero, E., Ruiz De Miguel, C. y Expósito, E. (2017). Aplicaciones de la segmentación jerárquica en medición y evaluación de programas educativos. Ejemplos con un programa de educación financiera. *Educación XX1*, 20 (2), 235-257.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen R. A. y Stone, C. J. (1984). *Classification and regression trees*. Boca Raton, FL: Chapman y Hall/CRC.
- Carabaña, J. (2009). *Una vindicación de la escuela española. Lección inaugural del Curso Académico 2009-2010*. Madrid: Facultad de Educación, UCM.
- Carabaña, J. (2015). *La inutilidad de PISA para las escuelas*. Madrid: La Catarata.
- Castro, M. y Lizasoain, L. (2012). Las técnicas de modelización estadística en la investigación educativa: minería de datos, modelos de ecuaciones estructurales y modelos jerárquicos lineales. *revista española de pedagogía*, 70 (251), 131-148.

- 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*, 362, 273-297.
- De La Orden, A. y Jornet, J. (2012). La utilidad de las evaluaciones de sistemas educativos: el valor de la consideración del contexto. *Bordón*, 64 (2), 69-88.
- González-Montesinos, M. J. y Backhoff, E. (2010). Validación de un cuestionario de contexto para evaluar sistemas educativos con Modelos de Ecuaciones Estructurales. *RELIEVE*, 16 (2), 1-17. Recuperado de: http://www.uv.es/RELIEVE/v16n2/RELIEVEv16n2_1.htm
- González-Such, J., Sancho-Álvarez, C. y Sánchez-Delgado, P. (2016). Cuestionarios de contexto PISA: un estudio sobre los indicadores de evaluación. *RELIEVE*, 22 (1), 1-17. doi: <http://dx.doi.org/10.7203/relieve.22.1.8429>.
- Gorostiaga, A. y Rojo-Álvarez, J. (2016). On the use of conventional and statistical-learning techniques for the analysis of PISA results in Spain. *Neurocomputing*, 171, 625-637.
- Hanberger, A. (2014). What PISA intends to and can possibly achieve: A critical programme theory analysis. *European Educational Research Journal*, 13 (2), 167-180. doi: <http://dx.doi.org/10.2304/eerj.2014.13.2.167>
- Hastie, T., Tibshirani, R. y Friedman, J. (2002). *The elements of statistical learning. Data mining, inference and prediction*. New York: Springer.
- Hernández Orallo, J., Ramírez, M. J. y Ferri, C. (2004). *Introducción a la minería de datos*. Madrid: Pearson-Prentice Hall.
- Hopfenbeck, T. H., Lenkeit, J., El Masri, Y., Cantrell, K., Ryan J. y Baird, J. A. (2017). Lessons Learned from PISA: A Systematic Review of Peer Reviewed Articles on the Programme for International Student Assessment. *Scandinavian Journal of Educational Research*. doi: <https://doi.org/10.1080/00313831.2016.1258726>
- Idil, F. H., Narli, S. y Aksoy, E. (2016). Using data mining techniques examination of the middle school student attitude towards mathematics in the context of some variables. *International Journal of Education in Mathematics, Science and Technology*, 4 (3), 210-228. doi: <http://dx.doi.org/10.18404/ijemst.02496>.
- Instituto de Evaluación (IE) (2007). *PISA 2006. Informe Español*. Madrid: MEC.
- Izenman, A. J. (2008). *Modern multivariate statistical techniques. Regression, classification, and manifold learning*. New York: Springer.
- Kaplan, D. y Su, D. (2016). On Matrix Sampling and Imputation of Context Questionnaires with Implications for the Generation of Plausible Values in Large-Scale Assessments. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 41 (1), 57-80.
- Kass, G. V. (1980). An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data. *Applied Statistics*, 29, 119-127.
- Kiray, S. A., Gok, B. y Bozkir, A. S. (2015). Identifying the factors affecting science and mathematics achievement using data mining methods. *Journal of Education in Science, Environment and Health (JESEH)*, 1 (1), 28-48.
- Lakshmipriya, K. y Arunesh, P. K. (2017). Predicting student performance using data mining classification techniques. *International Journal of Innovative Research in Science and Engineering*, 3 (2), 54-60.
- Lizasoain, L. (2012). Las técnicas de minería de datos aplicadas a la investigación educativa. Árboles estadísticos de decisión. En M. Castro (Coord.), *Elogio a la Pedagogía Científica* (pp. 101-121). Madrid: Grafidridma.
- Martínez Arias, R. (2006). La metodología de los estudios PISA. *Revista de Educación*, n° extraordinario 2006, 111-129.
- Muñoz Ledesma, D. (2015). *Modelos para la mejora del rendimiento académico de alum-*

- nos de la E.S.O. mediante técnicas de minería de datos (Tesis doctoral). Universidad de Murcia.
- OECD (2014). *PISA 2012 Technical Report*. París: OECD. Recuperado de https://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/PISA%202012%20Technical%20Report_Chapter%2019.pdf
- OECD (2016). PISA 2015 Context Questionnaires Framework. En *PISA 2015 Assessment and Analytical Framework: Science, Reading, Mathematics and Financial Literacy* (pp. 101-127). París: OECD. doi: <http://dx.doi.org/10.1787/9789264255425-7-en>
- Pereira, D., Perales, M. J. y Bakieva, M. (2016). Análisis de tendencias en las investigaciones realizadas a partir de los datos del Proyecto PISA. *RELIEVE*, 22 (1), 1-18. doi: <http://dx.doi.org/10.7203/relieve.22.1.8248>
- Ruby, J. y David, K. (2015). Analysis of Influencing Factors in Predicting Students Performance Using MLP. A Comparative Study. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, 3 (2), 1085-1092.
- Rutkowski, L. y Rutkowski, D. (2010). Getting it 'better'. The importance of improving background questionnaires in international large-scale assessment. *Journal of Curriculum Studies*, 42 (3), 411-430. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/00220272.2010.487546>
- Rutkowski, L. y Rutkowski, D. (2017). Improving the comparability and local usefulness of international assessments: A look back and a way forward. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 1-14. doi: <http://dx.doi.org/10.1080/00313831.2016.1261044>
- Santín, D. (2006). La medición de la eficiencia de las escuelas: una revisión crítica. *Hacienda Pública Española / Revista de Economía Pública*, 177 (2/2006), 57-82.
- Streifer, P. A. y Schumann, J. A. (2005). Using data mining to identify actionable information: breaking new ground in data-driven decision making. *Journal of Education for Students Placed at Risk (JESPAR)*, 10, 281-293.
- Strobl, C., Malley, J. y Tutz, G. (2009). An Introduction to Recursive Partitioning: Rationale, Application, and Characteristics of Classification and Regression Trees, Bagging, and Random Forests. *Psychological Methods*, 14 (4), 323-348.
- Taut, S. y Palacios, D. (2016). Interpretaciones no intencionadas e intencionadas y usos de los resultados de PISA: Una perspectiva de validez consecuencial. *RELIEVE*, 22 (1), M8. doi: <http://10.7203/relieve.22.1.8294>
- Thai Nghe, N., Janecek, P. y Haddawy, P. (2007). A Comparative Analysis of Techniques for Predicting Academic Performance (Conferencia, sesión T2G). En *37th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference*. Milwaukee, WI.
- Thakar, P., Mehta, A. y Manisha (2015). Performance Analysis and Prediction in Educational Data Mining: A Research Travelogue. *International Journal of Computer Applications*, 110 (15), 60-68.
- Yu, C. H., Kaprolet, C., Jannasch-Pennell, A. y Digangi, S. (2012). A Data Mining Approach to Comparing American and Canadian Grade 10 Students' PISA Science Test Performance. *Journal of Data Science*, 10, 441-464.

Biografía de las autoras

Inmaculada Asensio Muñoz es Doctora en Pedagogía por la Universidad Complutense de Madrid con premio extraordinario de doctorado, Profesora Titular en el Departamento de Métodos de Investigación y Diagnóstico en Educación de la Facultad de Educación de la Universidad Complutense de Madrid y miembro del grupo de investigación Medida y Evaluación de Sistemas Educativos.

Elvira Carpintero Molina es Doctora en Psicopedagogía por la Universidad Complutense de Madrid y Profesora Contratada Doctora en el Departamento de Métodos de Investigación y Diagnóstico en Educación. Miembro del grupo de investigación Medida y Evaluación de Sistemas Educativos y del grupo de investigación Pedagogía Adaptativa de la Universidad Complutense de Madrid.

Eva Expósito Casas es Doctora en Educación por la Universidad Complutense de Madrid. Actualmente, es Profesora Ayudante Doctora en el Departamento de Métodos de Investigación y Diagnóstico en Educación II de la Universidad Nacional de Educación a Distancia. Miembro del grupo de investigación complutense Medida y Evaluación de Sistemas Edu-

cativos (Grupo MESE) y del Grupo de Investigación en Sistemas de Orientación Psicopedagógica y Competencias de los Orientadores (GRISOP).

Esther López Martín es Doctora en Ciencias de la Educación por la Universidad Complutense de Madrid. Especialista en Gestión de Recursos Humanos por el Centro de Estudios Financieros. Actualmente, es profesora del Departamento Métodos de Investigación y Diagnóstico en Educación II de la Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED), y miembro del Grupo de Investigación Medida y Evaluación de Sistemas Educativos de la UCM y del Grupo de Investigación en Sistemas de Orientación Psicopedagógica y Competencias de los Orientadores de la UNED.