



Cuadernos de Economía

ISSN: 0121-4772

ISSN: 2248-4337

Universidad Nacional de Colombia

Krüger, Natalia; Formichella, María Marta
¿LAS COMPETENCIAS NO COGNITIVAS ACTÚAN COMO MEDIADORAS EN EL
PROCESO DE ENSEÑANZA Y APRENDIZAJE? EVIDENCIA PARA ARGENTINA
Cuadernos de Economía, vol. XXXVIII, núm. 77, 2019, Julio-Diciembre, pp. 493-521
Universidad Nacional de Colombia

DOI: <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v38n77.68582>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=282161246006>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

UNAM  redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto

¿LAS COMPETENCIAS NO COGNITIVAS ACTÚAN COMO MEDIADORAS EN EL PROCESO DE ENSEÑANZA Y APRENDIZAJE? EVIDENCIA PARA ARGENTINA

Natalia Krüger
María Marta Formichella

Krüger, N., & Formichella, M. M. (2019). ¿Las competencias no cognitivas actúan como mediadoras en el proceso de enseñanza y aprendizaje? Evidencia para Argentina. *Cuadernos de Economía*, 38(77), 493-521.

Los procesos educativos pueden generar tanto resultados cognitivos —conocimiento y aptitudes— como no cognitivos —actitudes y expectativas—. Estos últimos han sido relegados en la literatura de la economía de la educación, a pesar de su relevancia en el desarrollo individual y social. El objetivo del trabajo es contrastar la hipótesis de que estas competencias actúan como mediadoras entre los tradicionales factores explicativos en la función de producción educativa y los logros

N. Krüger

IIESS, Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET, Bahía Blanca, Argentina. Correo electrónico: natalia.kruger@uns.edu.ar.

M. M. Formichella

IIESS, Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur (UNS)-CONICET, Bahía Blanca, Argentina. Correo electrónico: mformichella@iess-conicet.gob.ar.

Sugerencia de citación: Krüger, N., & Formichella, M. M. (2019). ¿Las competencias no cognitivas actúan como mediadoras en el proceso de enseñanza y aprendizaje? Evidencia para Argentina. *Cuadernos de Economía*, 38(77), 493-521. doi: [10.15446/cuad.econ.v38n77.68582](https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v38n77.68582)

Este artículo fue recibido el 31 de octubre de 2017, ajustado el 26 de abril de 2018, y su publicación aprobada el 02 de mayo de 2018.

cognitivos. Para ello, se estima un modelo de ecuaciones estructurales a partir de datos de PISA 2012 para Argentina. Los resultados muestran evidencia en favor de la hipótesis propuesta.

Palabras clave: calidad educativa, rendimiento educativo, competencias no cognitivas, modelo de ecuaciones estructurales (SEM), PISA.

JEL: I20, I21, I24, C31.

Krüger, N., & Formichella, M. M. (2019). Do non-cognitive skills act as mediators in the teaching and learning process? Evidence for Argentina. *Cuadernos de Economía*, 38(77), 493-521.

Educational processes may generate both cognitive —knowledge and skills— and non-cognitive —attitudes and expectations— results. The latter have been overlooked in the Economics of Education literature, despite their relevance in terms of individual and social development. The objective of this article is to test the hypothesis that these competencies act as mediators between the traditional explanatory factors included in the education production function and the cognitive outcomes. To do this, a Structural Equations Model (SEM) is estimated using PISA 2012 data for Argentina. Results favor the proposed hypothesis.

Keywords: Educational quality, educational achievement, non-cognitive competencies, Structural Equations Model (SEM), PISA.

JEL: I20, I21, I24, C31.

Krüger, N., & Formichella, M. M. (2019). Les compétences non cognitives agissent-elles comme médiatrices dans le processus d'enseignement et d'apprentissage ? Evidence pour l'Argentine. *Cuadernos de Economía*, 38(77), 493-521.

Les processus éducatifs peuvent générer tant des résultats cognitifs -connaissance et aptitudes- que non cognitifs -attitudes et expectatives-. Ces derniers ont été relégués dans les publications de l'économie de l'éducation, malgré leur importance dans le développement individuel et social. L'objectif de ce travail est de nuancer l'hypothèse selon laquelle ces compétences agissent comme des médiatrices entre les facteurs traditionnels explicatifs dans la fonction de production éducative et les résultats cognitifs. Pour cela, on considère un modèle d'équations structurelles à partir de données de PISA 2012 pour l'Argentine. Les résultats confirment l'hypothèse proposée.

Mots-clés: qualité éducative, rendement éducatif, compétences non cognitives, modèle d'équations structurelles (SEM), PISA.

JEL: I20, I21, I24, C31.

Krüger, N., & Formichella, M. M. (2019). As competências não cognitivas atuam como mediadoras no processo de ensino e aprendizagem? Evidência para Argentina. *Cuadernos de Economía*, 38(77), 493-521.

Os processos educativos podem gerar tanto resultados cognitivos —conhecimento e atitudes— como não cognitivos —attitudes e expectativas—. Estes últimos têm

sido relegados na literatura da economia da educação, apesar de sua relevância no desenvolvimento individual e social. O objetivo do trabalho é contrastar a hipótese de que estas competências atuam como mediadoras entre os tradicionais fatores explicativos na função de produção educativa e as realizações cognitivas. Para isso, estima-se um modelo de equações estruturais a partir de dados de PISA 2012 para Argentina. Os resultados mostram evidência em favor da hipótese proposta.

Palavras-chave: qualidade educativa, rendimento educativo, competências não cognitivas, modelo de equações estruturais (SEM), PISA.

JEL: I20, I21, I24, C31.

INTRODUCCIÓN

Desde los inicios de la ciencia económica, el rol de la educación ha sido destacado como esencial para el crecimiento y el desarrollo del bienestar individual y colectivo (Formichella, 2010). Ahora bien, no basta con que la población acceda al sistema educativo, sino que es necesario garantizar una formación de calidad. Si bien el concepto de la *calidad* no es unívoco ni sencillo de abordar, es posible avanzar en distinguir que los procesos educativos pueden generar tanto resultados *cognitivos* —relativos al conocimiento y las aptitudes— como *no cognitivos* —vinculados a las actitudes y las expectativas— (Levin, 2012). En este sentido, Dreeben (1968) y Delors (1996) explican que el rol de la escuela excede al de la enseñanza de aptitudes, de modo que es esencial que también se transmitan valores y competencias relacionadas con el comportamiento.

Hasta el momento, no se ha consensuado una definición de los logros no cognitivos, lo cual, en parte, ha obstaculizado su investigación. Puede afirmarse, al menos, que el concepto comprende todas aquellas actitudes, valores, expectativas, intereses, percepciones y disposiciones relacionadas con el desarrollo personal y social. En la literatura, por tanto, se encuentra una gran variedad de ejemplos de estos atributos: disciplina, autoconfianza, motivación, compromiso, tenacidad, perseverancia, asistencia, sociabilidad, autocontrol, autonomía, expectativas sobre el futuro, y otras competencias sociales (Brunello y Schlotter, 2011; Cervini, 2003; Heckman y Rubinstein, 2001; Morrison y Schoon, 2013). Todos ellos resultan potencialmente relevantes en el ámbito educativo.

Como se desarrolla en Formichella y Krüger (2017), las competencias no cognitivas poseen un valor intrínseco e instrumental. Son relevantes en sí mismas porque se vinculan con el bienestar personal, con la salud física y emocional, con la posibilidad de proponerse y perseguir metas propias, así como con relacionarse satisfactoriamente con otros. Por otro lado, interesan por su influencia en las trayectorias y en los logros académicos y laborales, que incide en el futuro bienestar económico y social.

Ahora bien, en economía de la educación, las habilidades no cognitivas han sido mayormente estudiadas como variables explicativas de los resultados cognitivos (Brunello y Schlotter, 2011; Holmlund y Silva, 2009), pero existen ciertas investigaciones empíricas que las han introducido como un resultado en la función de la producción educativa (Krüger, Formichella y Lekuona, 2015).

En este marco, el presente trabajo pretende dar un paso adicional e identificar el doble rol que las competencias no cognitivas tienen en el proceso de enseñanza y aprendizaje. La hipótesis que se propone es que estas actúan como variables mediadoras entre los tradicionales factores explicativos incluidos en la función de producción educativa y los logros cognitivos. Es decir, se plantea que existe un efecto directo de los determinantes tradicionales sobre el rendimiento escolar y un efecto indirecto mediado por los atributos no cognitivos.

Los objetivos son, entonces, para el contexto del nivel medio argentino: a) analizar simultáneamente los determinantes de los logros cognitivos y no cognitivos de los alumnos y b) contrastar la hipótesis enunciada sobre la relación de mediación.

Para ello, se estima un modelo de ecuaciones estructurales (*structural equation modeling* [SEM]) a partir de datos del Programa Internacional de Evaluación de los Alumnos (Programme for International Student Assessment [PISA]) 2012 para Argentina.¹

Entre los posibles atributos no cognitivos, se ha escogido el compromiso en relación con la escuela, el cual se asume vinculado con la perseverancia y, quizá, también con la motivación y el autocontrol.

ANTECEDENTES EMPÍRICOS

A partir de Coleman *et al.* (1966), numerosos trabajos desde la economía de la educación han analizado los determinantes de los resultados educativos. La mayor parte de ellos ha buscado explicar las discrepancias observadas en el alcance de diferentes logros cognitivos medidos a partir de pruebas estandarizadas de aprendizaje. Para ello, se han considerado factores vinculados a los estudiantes, sus hogares y las instituciones escolares a las que asisten (Formichella, 2010, 2011; Formichella y Krüger, 2013; Krüger, 2013).

En este marco, las variables empleadas representan una gran variedad de actitudes no cognitivas (expectativas, motivación, perseverancia, entre otras). Como ya se ha mencionado, el rol asignado a estas ha sido doble: como insumo en la función de producción de resultados cognitivos y como *output* en dicha función, tanto en reemplazo como en adhesión a los logros cognitivos.

Entre los trabajos que los incluyen como *inputs*, cabe mencionar el de Holmlund y Silva (2009), el cual estudia el impacto de un programa de política destinado a mejorar algunas habilidades no cognitivas (principalmente autoestima y motivación) sobre los resultados cognitivos de jóvenes en riesgo de exclusión escolar en Inglaterra. Los autores no hallaron evidencia de una mejora en este sentido.

Por el contrario, García y Méndez (2011) muestran que las expectativas de los estudiantes sobre sí mismos afectan significativamente su rendimiento educativo. Asimismo, Brunello y Schlotter (2011) sugieren, por una parte, que el fracaso en el desarrollo del potencial de los alumnos se relaciona con la falta de disciplina y, por otra, que los rasgos personales son esenciales para acceder al nivel secundario superior.

¹ Si bien el país participó en la ronda 2015 de PISA, la representatividad de la muestra resultó ser excepcionalmente baja debido a una reestructuración en las escuelas secundarias. Desde el equipo de PISA, se expresan reparos respecto de su empleo (<http://www.oecd.org/pisa/data/2015database/>). Por ello, y dado que el estudio 2012 no ha presentado problemas, se decidió trabajar con dicha información.

Más recientemente, Mediavilla y Escardíbul (2015), a partir de datos de PISA 2012 para España, toman la variable no cognitiva actitud hacia las computadoras como determinante de los resultados de la prueba PISA realizada por ordenador. Encuentran que la significatividad del efecto de la actitud no es homogénea según el género y las competencias cognitivas analizadas.

A diferencia del estudio de los determinantes de los resultados cognitivos, se aprecia cierta escasez en la literatura en relación con los trabajos que introducen a las habilidades no cognitivas como *outputs* (Brunello y Schlotter, 2011).

Entre estos, puede mencionarse al de Battistich, Solomon, Kim, Watson y Schaps (1995), el cual a partir de modelos multinivel estudia los determinantes de resultados cognitivos y no cognitivos en seis distritos de los Estados Unidos. Entre sus principales conclusiones, se destaca que el sentido de pertenencia a la escuela incide positivamente en los resultados educativos no cognitivos, mientras que la pobreza deteriora tanto estos resultados como los cognitivos. Asimismo, se halla que el sentido de comunidad es más influyente en aquellas escuelas con una población estudiantil más vulnerable.

Por su parte, Opdenakker y Van Damme (2000) estudian el efecto escolar en Flandes, Bélgica, sobre el rendimiento y el bienestar estudiantil. Estiman modelos lineales jerárquicos de tres niveles: escuela, clase y alumno, y encuentran, entre otras cuestiones, que en la determinación de los logros cognitivos el rol de la escuela es más relevante, mientras que el contexto familiar prevalece en la formación de competencias no cognitivas.

Luego, Baker, Sigmon y Nugent (2001) analizan en los Estados Unidos los determinantes del ausentismo escolar. Si bien este puede estar condicionado por otras variables de contexto, es un indicador *proxy* del compromiso de los alumnos con su proceso de aprendizaje. Encuentran que, entre otros, la orientación de los padres, el clima afectivo en el hogar, el clima escolar, las actitudes de los profesores, las relaciones entre los estudiantes y las normativas escolares son importantes factores influyentes. También a partir de datos de los Estados Unidos, Segal (2008) halla que diversos indicadores del compromiso de los estudiantes (falta de disciplina, ausentismo e incumplimiento de las tareas) se relacionan fuertemente con características de los hogares (estatus socioeconómico y estructura familiar).

Asimismo, Martínez-Ferrer, Murgui-Pérez, Musitu-Ochoa y Monreal-Gimeno (2008) estudian centros de la Comunidad Valenciana en España y encuentran que la calidad de los vínculos familiares es un determinante significativo de los resultados no cognitivos (cuantificados como la actitud hacia la escuela y la predisposición hacia la violencia).

Entre estudios más recientes se halla el realizado por García y Méndez (2011) con datos de PISA 2009 para Italia. Estos autores analizan los determinantes de la expectativa sobre el nivel educativo futuro a partir de un modelo econométrico *probit*. Encuentran que el ser mujer, la mayor jerarquía ocupacional del padre,

el mayor gasto educativo o los recursos educativos del hogar se asocian positivamente con las expectativas de los alumnos. Mientras que, en relación con la institución escolar, el porcentaje de alumnos repetidores y la titularidad privada muestran un efecto negativo, y las expectativas de los pares y la proporción de alumnos extranjeros, uno positivo.

En Perú, Guerrero, De Fraine, Cueto y León (2012) estudian el efecto de distintas variables escolares sobre los resultados cognitivos y socioemocionales (más precisamente, el sentido de pertenencia) de los estudiantes de nivel medio. A través de modelos multinivel, encuentran que el clima escolar, representado por la calidad de las relaciones interpersonales, es el factor más importante.

Otro antecedente relevante es el estudio de Krüger *et al.* (2015) a partir de datos de PISA 2012 para España. En este, se estima un modelo de regresión multinivel bivariado para explicar simultáneamente la actitud hacia la escuela y los puntajes en las pruebas. Los resultados sugieren que los determinantes de ambos tipos de logros difieren. Por ejemplo, el nivel socioeconómico de los padres y el del promedio de los compañeros serían factores explicativos importantes de las calificaciones cognitivas, aunque no así de la actitud hacia la escuela. En esta última, influirían más la historia académica previa y los recursos educativos y culturales en el hogar.

En Argentina, los estudios disponibles también son escasos. Resulta pionero el análisis de Cervini (2003), quien, a partir de datos del censo nacional de finalización del nivel secundario de 1998 estima modelos lineales de tres niveles (alumno, escuela y provincia) para evaluar las brechas entre los alumnos que asisten a escuelas de gestión pública y privada en cuanto a los logros educativos cognitivos (matemática y lengua) y no cognitivos (motivación y valoración de la matemática, aspiraciones educativas y expectativas de éxito en sus estudios futuros). En términos globales, muestra que la capacidad explicativa de las variables independientes es mayor en el caso de los resultados cognitivos. Específicamente, halla que la influencia relativa de las escuelas y las provincias es mucho más alta sobre los logros cognitivos, pero también encuentra que factores como la composición estudiantil, los recursos escolares y el tipo de administración inciden en las expectativas de éxito educativo de los alumnos.

Por último, Formichella y Krüger (2017), a partir de datos de PISA 2012 para Argentina, estiman un modelo de regresión multinivel multivariado que estudia simultáneamente los determinantes de dos resultados educativos: la nota obtenida en la prueba de matemática y la apertura hacia la resolución de problemas.² Concluyen que los factores explicativos difieren entre estos dos tipos de logros. También encuentran que, si bien las variables escolares son menos relevantes que las individuales y familiares en la determinación de ambos, existe un margen

² Esta última es una variable provista por PISA que indica la capacidad y el interés autopercebidos de los alumnos para comprender y resolver problemas.

de maniobra para mejorar los resultados a partir de acciones desde la institución escolar.

En síntesis, la literatura aporta evidencia acerca del rol determinante de distintas variables individuales, familiares y contextuales sobre los logros educativos cognitivos y no cognitivos. Asimismo, diversos estudios encuentran un efecto significativo de los atributos no cognitivos sobre los cognitivos. Entonces, cabe postular que las variables exógenas ejercen un efecto directo sobre el rendimiento escolar y un efecto indirecto mediado por los resultados educativos no cognitivos.

DATOS

Se empleó para el estudio la base de datos correspondiente a la onda 2012 del proyecto PISA en Argentina. La población objetivo de este programa incluye a todos los alumnos de 15 años que asisten desde séptimo grado en adelante. Cabe señalar que en el país tanto el nivel primario como el secundario son obligatorios, con una duración conjunta de doce años. Algunas provincias han definido una estructura de siete años de primario y cinco de secundario, y otras una de seis y seis.

El muestreo es bietápico y surge de escoger una muestra estratificada de escuelas y seleccionar aleatoriamente a los alumnos en su interior. En este último año, la muestra argentina incluyó 226 escuelas y 5908 estudiantes que, ponderados por los pesos finales por alumno, representan a un 79,7 % de la población total de jóvenes de 15 años en el país y a un 85,6 % de la población objetivo del programa (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos [OCDE], 2014).

Además de considerar la *performance* de los estudiantes en las pruebas aplicadas por PISA, se empleó la información proveniente de los cuestionarios de contexto, que aportan datos acerca de los atributos individuales y familiares de los alumnos, así como de las características de sus escuelas.

METODOLOGÍA Y VARIABLES

Uno de los objetivos de la investigación en ciencias sociales es detectar las relaciones entre variables relevantes e intentar explicarlas, desde el punto de vista de la dirección y magnitud, estudiando los mecanismos subyacentes (Cheung y Lau, 2008). En este sentido, es conveniente contemplar la presencia de mediadores o variables intervinientes en las relaciones entre otros factores, que actúan como transmisores de información. De hecho, el estudio de la mediación tiene una larga historia y es muy popular en la actualidad (Kenny, 2016).

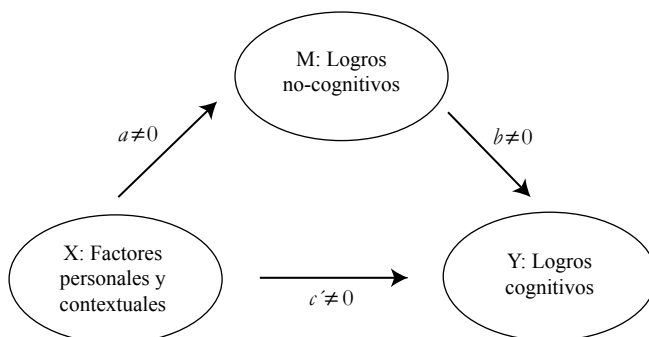
Siguiendo a Little, Card, Bovaird, Preacher y Crandall (2007), se considera que para que una relación causal entre una variable exógena x y una endógena y se halle mediada por una variable interviniente m , deben cumplirse tres condiciones necesarias (establecidas por Baron y Kenny, 1986): a) que x esté significativamente asociada a m ; b) que m esté significativamente asociada a y ; y c) que la

fuerza de la relación entre x e y se reduzca al incorporar a m como predictor de y . En otras palabras, se debería observar una reducción en el coeficiente de regresión de x cuando se controla por los efectos de m (Cheung y Lau, 2008). Entonces, pueden distinguirse dos tipos de efectos de x sobre y : uno directo y otro indirecto, mediado por m . Si el efecto directo es distinto de 0, se trata de un modelo de mediación parcial; por el contrario, se trata de un modelo de mediación completa (Little *et al.*, 2007).

En el caso bajo estudio, la hipótesis es que los atributos no cognitivos de los alumnos de nivel medio representan una variable mediadora (m) entre los factores personales, familiares y contextuales (x) y el rendimiento cognitivo (y). Esta mediación se asume que es parcial, ya que estos factores exógenos podrían tener un efecto independiente y significativo sobre la *performance*. Estos supuestos pueden representarse por la Figura 1, en el que los efectos de un tipo de variable sobre las otras se indican a través de los coeficientes de regresión a , b y c' :

Figura 1.

Modelo de mediación propuesto



Fuente: elaboración propia a partir de Kenny (2016).

Según Alto y Vallejo (2011), el *efecto total* de x sobre y (coeficiente de regresión c) puede obtenerse estimando una ecuación de regresión simple, sin considerar un efecto de mediación. Ahora bien, al incorporar una tercera variable mediadora m , este efecto total puede descomponerse en un *efecto directo* (coeficiente c') y en un *efecto indirecto*, o mediado por m . Este último será igual a la diferencia entre el efecto total y el efecto directo ($c - c'$), y resulta de multiplicar los coeficientes de regresión ($a * b$). Estimar este coeficiente permite medir el efecto de mediación (Kenny, 2016). En síntesis, el efecto total está dado por ($c = c' + a * b$).

Una de las dificultades de la estimación de este tipo de modelos se relaciona con la validez de los indicadores elegidos. En general, suelen utilizarse variables observables como representantes o *proxies* de las variables o conceptos de interés, los cuales no son directamente observables. Antes de estimar la relación de mediación,

es preciso reducir al mínimo el error en la medición de las variables mediadoras, escogiendo indicadores lo suficientemente fieles. Para abordar este problema, la metodología de los SEM con variables latentes resulta de gran utilidad (Alto y Vallejo, 2011; Cheung y Lau, 2008).

Los SEM han sido desarrollados y empleados en distintas disciplinas, destacándose, según Bollen y Pearl (2013), los trabajos de Blalock y Costner (1969), Jöreskog (1970), Goldberger (1972) y Duncan (1975), entre otros. Asimismo, permiten representar relaciones complejas entre variables para proveer una evaluación estadística de un modelo teórico supuesto por el investigador.

Como se explica en Schumacker y Lomax (2010), los SEM reconocen dos tipos de variables principales: las *latentes* y las *observadas*. Una variable latente es un factor o constructo teórico de interés que no es directamente observable y se mide empleando múltiples indicadores observables. El valor de estos indicadores, se supone, está en gran medida determinado por la influencia del factor latente inobservable. Las variables observadas son aquellas que sí son susceptibles de medición. A su vez, tanto las variables observadas como las latentes pueden integrarse al modelo como *endógenas* o *exógenas*.

Por otra parte, los SEM proveen un marco para la realización de distintos análisis estadísticos multivariados y pueden ser considerados como una combinación entre el análisis factorial confirmatorio y el análisis de regresión o de trayectoria (*path analysis*) (Acock, 2013; Hox y Bechger, 1998).

El análisis factorial confirmatorio consiste de una serie de variables observadas que se supone miden una o más variables latentes. Al incluir el análisis factorial, los SEM pueden dar cuenta de los posibles errores de medición en las variables latentes de interés, reduciéndolo y reflejando de forma más fiel el factor teórico. Concretamente, el análisis factorial confirmatorio intenta determinar si ciertos conjuntos de variables observables comparten características comunes de varianza-covarianza que definen constructos latentes (Schumacker y Lomax, 2010). Es decir, se contrasta la hipótesis de que la variable latente es responsable por gran parte de la varianza común entre las variables observables (Hox y Bechger, 1998).

Por otra parte, según Schumacker y Lomax (2010), los modelos de trayectoria, o *path analysis*, son una extensión del análisis de regresión, ya que vinculan múltiples variables dependientes e independientes y pueden consistir de cualquier número de ecuaciones.

Entonces, los modelos de ecuaciones estructurales constan de dos partes: una correspondiente al análisis factorial confirmatorio, llamada *modelo de medición*, y otra correspondiente al análisis de trayectoria, llamada *modelo estructural*.

El *modelo de medición* busca evaluar en qué grado las variables observables miden o reflejan el efecto de la latente. Como se supone que la explicación de la variación es incompleta, cada variable observable tiene asociado un error de medición o residual (Hox y Bechger, 1998). El *modelo estructural*, por su parte, define las

relaciones causales entre las variables latentes y las observables que son evaluadas estadísticamente.

Siguiendo el planteo de Bollen y Pearl (2013), una versión simple de un modelo de ecuaciones estructurales con variables latentes, propuesto inicialmente por Jöreskog y Sörbom (1978), puede describirse de la siguiente manera:

La primera ecuación define la parte estructural del modelo:

$$\eta_i = \alpha_\eta + \beta\eta_i + \Gamma\xi_i + \varsigma_i \quad (1)$$

La segunda ecuación representa el modelo de medición:

$$y_i = \alpha_y + \Lambda_y\eta_i + \varepsilon_i \quad (2)$$

En esta especificación, η_i es el vector de variables latentes endógenas, α_η es el vector de interceptos, β es la matriz de coeficientes que indica el efecto esperado de las variables latentes endógenas entre sí, ξ_i es el vector de variables latentes exógenas y Γ la matriz de los coeficientes que indican su efecto sobre η_i , mientras que ς_i es el vector de errores que incluyen a todas las influencias sobre η_i no incluidas en el modelo.

Nótese que las variables exógenas (ξ_i) pueden influir directamente en las variables latentes endógenas (η_i) o tener un efecto indirecto sobre ellas a través de su influencia en otras variables latentes vinculadas. Es decir, pueden actuar como mediadoras.

Asimismo, se asume que la media de los errores es cero [$E(\varsigma_i) = 0$] y que estos no están correlacionados con las variables exógenas [$cov(\varsigma_i, \xi_i) = 0$].

Por otra parte, y_i es el vector de indicadores observables de las variables latentes η_i , α_y el vector de interceptos, Λ_y la matriz de pesos factoriales que indica los efectos esperados de η_i sobre y_i y ε_i el vector de errores. Así se explicita que las variables representadas por η_i han sido potencialmente medidas con errores, y se intenta reducirlos al medirlas a través de varios indicadores.

Se asume que la media de los errores es cero [$E(\varepsilon_i) = 0$] y que estos no están correlacionados entre sí ni con las variables exógenas [$cov(\varepsilon_i, \varsigma_i) = 0$], [$cov(\varepsilon_i, \xi_i) = 0$].

Cabe aclarar que en este trabajo se ha adaptado el modelo descripto por Bollen y Pearl (2013), ya que aquí la única variable latente incorporada es la variable introducida como mediadora: compromiso. El resto de las variables utilizadas, tanto las explicativas como las dependientes, son observables.

A continuación, se presentan las variables construidas o escogidas a partir de la base de PISA,³ cuyos estadísticos descriptivos pueden encontrarse en la Tabla 1.

³ Para mayores detalles sobre la construcción de estas variables, recurrir al PISA 2012 *Technical Report* (OCDE, 2014).

Factores personales y contextuales

Se seleccionaron distintas variables observadas correspondientes a los atributos de los alumnos, a su entorno familiar y a distintos tipos de recursos y características escolares.

- Mujer.
- Edad.
- Nivel inicial: reporta si el alumno asistió a un año o más de preescolar.
- Repitente: indica si el alumno ha repetido al menos un grado en la primaria o secundaria.
- Familia nuclear: indica si el alumno vive con ambos padres (naturales o no). Construida a partir de la variable *famstruc*.
- Años de estudio de los padres (*pared*): máximo número de años de educación completado entre ambos padres.
- Estatus ocupacional de los padres (*hisei*): refleja la máxima categoría ocupacional entre ambos padres.
- Recursos educativos del hogar (*hedres*): refleja la disponibilidad de espacio y materiales favorables para el estudio (escritorio, computadora y *software* educativo, libros de texto, etc.).
- Promedio del nivel socioeconómico escolar: para cada escuela, se promedió entre todos sus alumnos el valor del índice de estatus social, económico y cultural de sus hogares (*economic, social and cultural status* [ESCS]) que provee PISA. Este sintetiza las dimensiones de clima educativo del hogar, estatus ocupacional de los padres y nivel de riqueza o posesiones del hogar.
- Promedio del clima disciplinario en el aula: se promedió para cada escuela el índice PISA de clima disciplinario (Disclima), que refleja la percepción de los alumnos acerca del orden y la organización reinantes en la escuela durante las clases de matemáticas.
- Escasez de docentes (*tcshort*): indica la percepción del directivo de la escuela acerca de si la insuficiencia de docentes representa un obstáculo para la enseñanza.
- Calidad de la infraestructura (*scmatbui*): refleja la percepción del directivo acerca de la calidad del edificio escolar, los servicios de calefacción y electricidad, y la disponibilidad de espacio para la enseñanza.

Si bien, como puede observarse en la Tabla A.1 del Anexo, varios de estos factores explicativos presentan una correlación significativa. Todos ellos se han incorporado, o bien porque representan dimensiones diferentes del nivel socioeconómico del hogar (el estatus ocupacional de los padres, el clima educativo y los recursos del hogar), o bien porque, aún siendo fuertemente condicionados por el origen social, pueden tener un efecto independiente sobre los resultados (como la repitencia o la asistencia al nivel inicial). Los valores perdidos de las variables

explicativas fueron imputados a través de un método de máxima verosimilitud: el algoritmo EM (De Leeuw, Meijer y Goldstein, 2008).

Logros no cognitivos

Como se ha mencionado en la introducción, la variedad de atributos que pueden evaluarse como competencias no cognitivas es muy amplia y también lo es la manera de cuantificarlos.

Morrison y Schoon (2013) establecen ocho factores no cognitivos que resultarían en gran medida maleables: las autopercepciones, la motivación, la perseverancia, el autocontrol, las estrategias metacognitivas, las competencias sociales, la resiliencia y la creatividad. En este trabajo, nos centraremos en el factor perseverancia, por ser el más asociado al indicador escogido, si bien podrían señalarse, además, vinculaciones con el autocontrol y la motivación.

La perseverancia remite a la persistencia en la realización de una tarea o el desarrollo de cierta destreza. Se manifiesta por medio del *compromiso*, el cual se vincula con el comportamiento de los estudiantes en relación con las actividades académicas, y también a través de la *determinación*, relacionada con la actitud ante los desafíos de largo plazo.

Aquí se consideran dos variables como aproximación al concepto de *compromiso*: asistencia y puntualidad, las cuales reflejan en qué medida los alumnos procuran asistir a las clases y hacerlo en el horario indicado. La asistencia ya ha sido empleada como variable representativa de atributos no cognitivos en la literatura (Brunello y Schlotter, 2011; Cervini, 2003; Heckman y Rubinstein, 2001). En el caso de Argentina, como señala Tiramonti (2014), los estudiantes registran un alto grado de ausentismo e impuntualidad en relación con otros países latinoamericanos y con el promedio de los países de la OCDE. Esto indicaría, según la autora, cierta incapacidad de las escuelas locales para regular la conducta de los actores. En este marco, la variabilidad en el comportamiento entre los alumnos del país podría estar reflejando sus diversos grados de compromiso.

- La variable puntualidad surge de revertir los valores de la variable *st08q01* de PISA, e indica el grado en que los alumnos reportan haber llegado tarde a la escuela durante las últimas dos semanas. Así, toma los siguientes valores: (1) cinco o más veces, (2) tres o cuatro veces, (3) una o dos veces, (4) nunca.
- La variable asistencia surge de revertir los valores de la variable *st09q01* de PISA, e indica el grado en que los alumnos reportan haber faltado a un día completo de escuela durante las últimas dos semanas. Toma los mismos valores que puntualidad.

Entonces, se postula que estas dos variables observables reflejan el efecto del atributo latente compromiso, el cual es introducido en el modelo como variable mediadora con el fin de testear la hipótesis propuesta.⁴

⁴ Cabe señalar que, si bien la base de datos PISA ofrece otros indicadores de atributos no cognitivos, aquí se decidió no emplearlos debido a que evidencian una gran cantidad de datos perdidos. De todas maneras, para darle robustez al ejercicio empírico, se estudió la correlación entre las variables asistencia y puntualidad y otros indicadores de interés: perseverancia (*persever*), actitud hacia la escuela (*atschl*) y apertura a la resolución de problemas (*openps*). Se halló una correlación positiva y estadísticamente significativa, lo cual refuerza el interés en las variables escogidas.

Tabla 1.

Descripción de las variables empleadas

		Cualitativas	Cuantitativas	N (% de valores perdidos)
		Porcentaje de estudiantes en cada categoría	Valor promedio (desviación estándar)	
Factores personales y contextuales	Mujer	(1):51,43 %; (0):48,57 %		5908 (0 %)
	Edad		15,68 (0,28)	5908 (0 %)
	Nivel inicial	(1):93,78 %; (0):6,22 %		5784 (2,1 %)
	Repitente	(1):36,24 %; (0):63,76 %		5640 (4,5 %)
	Familia nuclear	(1):77,22 %; (0):22,78 %		4779 (19,1 %)
	Años de estudio de los padres		12,52 (4,09)	5661(4,2 %)
	Estatus ocupacional de los padres		42,53 (21,9)	5228 (11,5 %)
	Recursos educativos del hogar		-0,45 (1,03)	5814 (1,6 %)
	Promedio NSE escolar		-0,72 (0,67)	5908 (0 %)
	Promedio clima disciplinario		-0,51 (0,37)	5907 (0 %)
	Escasez de docentes		-0,10 (1,01)	5830 (1,3 %)
	Calidad de la infraestructura		-0,28 (1,25)	5866 (0,7 %)
Logros no cognitivos	Puntualidad	(1):8,48 %; (2):9,89 %; (3):28,61 %; (4):53,01 %		5817 (1,5 %)
	Asistencia	(1):7,59 %; (2):8,69 %; (3):41,86 %; (4):41,86 %		5855 (0,9 %)
Logros cognitivos	Nota en matemáticas		388,46 (76,64)	5908 (0 %)
	Nota en lectura		395,98 (96,13)	5908 (0 %)
	Nota en ciencias		405,63 (85,98)	5908 (0 %)

Nota: N: observaciones válidas para cada variable.

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE, 2014).

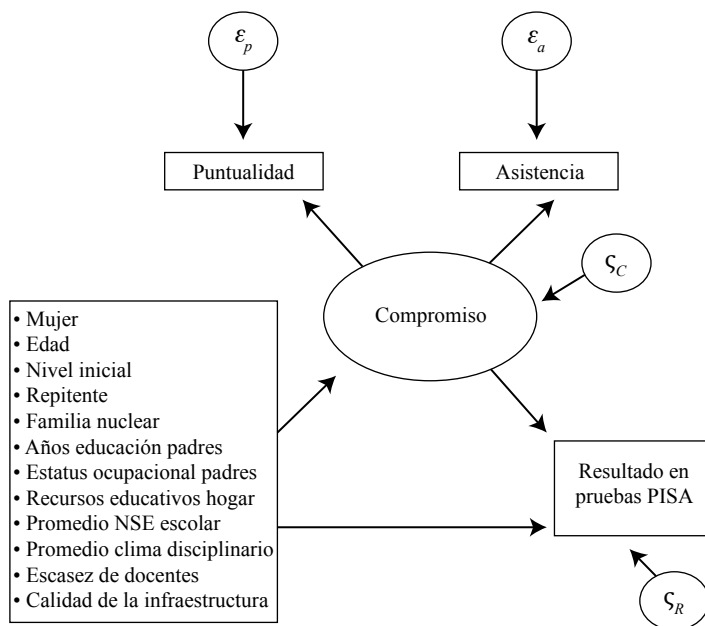
Logros cognitivos

En cuanto al puntaje obtenido en las pruebas de matemáticas, lectura y ciencias, se estimó un modelo separado para cada una de estas tres variables dependientes, consideradas indicadores del rendimiento cognitivo. Si bien en la ronda 2012 de PISA la evaluación se centró en el área de matemáticas, se incluyeron las otras dos competencias para robustecer el análisis. Las pruebas de PISA se enfocan en la medida en la que los alumnos pueden aplicar sus conocimientos y habilidades adquiridos en la escuela al enfrentar situaciones relevantes de la vida cotidiana. El puntaje obtenido en cada prueba se reporta en forma de valores plausibles (OCDE, 2009), y se ha seguido la recomendación de los informes técnicos del proyecto para estimar parámetros a partir de ellos.

En los SEM, las variables latentes se indican con círculos o elipses, así como los términos de error; las variables observadas se representan con rectángulos; y las relaciones supuestas se indican con flechas. Así, nuestro modelo final estimado puede representarse de la siguiente manera (véase Figura 2).

Figura 2.

Modelo de ecuaciones estructurales del rendimiento académico con logros no cognitivos como mediadores



Fuente: elaboración propia.

Según este diagrama, el modelo de medición involucra la variable latente compromiso, que se supone medida por los indicadores asistencia y puntualidad con un

cierto error. El modelo estructural vincula el conjunto de variables exógenas con los resultados en las pruebas PISA: directa e indirectamente, a través de la mediación del compromiso. Se reconoce también un término de error asociado a cada una de estas variables dependientes.

En resumen, los SEM resultan apropiados para el problema definido en el presente estudio, porque a) permiten describir más adecuadamente este fenómeno complejo, considerando las posibles relaciones de mediación; b) permiten estudiar simultáneamente los determinantes de los resultados cognitivos y no cognitivos, observando si estos difieren, y descomponiendo los efectos totales en directos e indirectos (Cheung y Lau, 2008; Stata, 2013); y c) al integrar un modelo de medición, se reconoce explícitamente la probabilidad de que existan errores de medición en los constructos de interés y se busca reducirlos, mientras que otras metodologías los ignoran (Cheung y Lau, 2008; Ruiz, Pardo y San Martín, 2010).

Ahora bien, más allá de estas ventajas, los SEM tienen las mismas limitaciones que otros tipos de análisis de regresión en cuanto a la necesidad de ser cautos en la interpretación de sus resultados. Si bien el analista debe suponer ciertas relaciones causales según la teoría, y se debe incluir un conjunto lo más completo posible de controles para eliminar el efecto de variables omitidas, no es posible comprobar la existencia de causalidad (Alto y Vallejo, 2011; Bollen y Pearl, 2013).

La literatura de SEM ha desarrollado una gran variedad de tests y medidas de bondad de ajuste para contrastar empíricamente el modelo propuesto, lo cual resulta ser una de las ventajas del método. Además de valorarse la parsimonia de los modelos y de examinarse la significatividad de los parámetros individuales, el ajuste global puede evaluarse a través de distintos criterios⁵ (Gerbing y Anderson, 1992; Hox y Bechger, 1998; Schermelleh-Engel, Moosbrugger y Müller, 2003; Schumacker y Lomax, 2010). Si el modelo estimado cumple con la mayoría, puede afirmarse que encuentra soporte en los datos considerados.

A su vez, es posible contrastar específicamente la hipótesis de relaciones significativas de mediación, es decir, para cada variable exógena, evaluar si su efecto indirecto o mediado sobre y ($a*b$) es significativo. Para ello, pueden seguirse dos alternativas (Cheung y Lau, 2008; Kenny, 2016; Little *et al.*, 2007): a) realizar un test de significatividad conjunta: ambos coeficientes, a y b , deben ser estadísticamente distintos de 0 para testear la hipótesis nula ($a*b = 0$); y b) realizar un test de Sobel (Sobel, 1982): una vez estimados los coeficientes a y b y sus errores

⁵ a) el más relevante es el test de la *razón de verosimilitud* o *prueba chi-cuadrado*: si su valor no difiere estadísticamente de 0, puede concluirse que el ajuste es adecuado; b) otro criterio usual es analizar el valor del *root-mean-square error of approximation* (RMSEA): si es menor o igual a 0,05, el modelo se considera bueno, y si está entre 0,05 y 0,08, adecuado; c) el *root-mean square residual estandarizado* (SRMR) debería tomar valores menores de 0,05; d) según el Tucker-Lewis Index (TLI), el ajuste es bueno si su valor es superior a 0,95, o satisfactorio, si es mayor o igual a 0,9; e) el valor del *comparative fit index* (CFI) se espera que sea mayor o igual a 0,9, siendo muy bueno si es superior a 0,97; f) finalmente, pueden estimarse los criterios tradicionales para realizar comparaciones entre modelos alternativos, como el de Akaike (AIC) o bayesiano (BIC).

estándar, se debe dividir el efecto ($a*b$) por su error estándar ($ee_{ab} = \sqrt{a^2 ee_b^2 + b^2 ee_a^2}$) y comparar el resultado con la distribución normal estándar.

Por último, cabe señalar que todas las estimaciones de los modelos aquí propuestos se realizaron con el *software* estadístico Stata 12 SE a partir del comando SEM.⁶

RESULTADOS

En primer lugar, se analiza la construcción de la variable latente compromiso, la cual se ha introducido en el modelo como mediadora. El modelo de medición del SEM analiza la valoración de la fiabilidad individual de los ítems que componen cada constructo. En la Tabla 2 se muestran los factores que constituyen esta variable latente, la cual se supone medida por las variables observadas puntualidad y asistencia. Se puede apreciar, a partir de las pruebas Z, que los coeficientes son significativamente distintos de 0 en los tres modelos estimados (matemática, lectura y ciencias).

Tabla 2.

Modelo de medida-variable latente compromiso

		Modelo 1: matemática		Modelo 2: lectura		Modelo 3: ciencias	
Variable	Indicadores observables	Coef.	p-valor	Coef.	p-valor	Coef.	p-valor
Compromiso	Puntualidad ^a	1	(restringido)	1	(restringido)	1	(restringido)
	Asistencia	1,32	0	1,25	0	1,39	0

^aLos modelos con variables latentes requieren restricciones de normalización para asegurar su convergencia. El comando SEM automáticamente restringe el coeficiente desde la variable latente hasta su primer indicador observable a 1. Esta última se convierte en “el ancla” de la latente (Stata, 2013).

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE, 2014).

A continuación, se presenta la parte estructural de los modelos estimados, indicando el valor de los coeficientes y su significatividad.

⁶ Dado que el logro no cognitivo como constructo se considera continuo, pero se manifiesta a través de variables observables ordinales, no continuas, podría resultar más adecuado estimar un modelo *ordered logit* o *probit* como modelo de medición. Para ello, es necesario considerar el comando GSEM de Stata. En este caso, se obtuvieron los mismos resultados a partir de ambos comandos. Se optó por el comando SEM porque permite evaluar una mayor cantidad de indicadores de bondad de ajuste. Asimismo, dado que los alumnos se encuentran agrupados en clases, se estimó el modelo con errores estándar robustos al agrupamiento (*clustering standard errors*).

Tabla 3.

Modelo estructural (I)

Variables explicativas	Variable explicada: compromiso		
	Modelo 1: matemática	Modelo 2: lectura	Modelo 3: ciencias
Mujer	-0,02	-0,02	-0,02
Edad	-0,04	-0,04	-0,04
Nivel inicial	0,02	0,02	0,02
Repitente	-0,19***	-0,20***	-0,18***
Familia nuclear	0,08***	0,08***	0,07***
Años de estudio de los padres	0,00	0,00	0,00
Estatus ocupacional de los padres	0,00	0,00	0,00
Recursos educativos del hogar	0,04***	0,04***	0,04***
Promedio NSE escolar	0,08***	0,09***	0,08***
Promedio clima disciplinario	0,11***	0,11***	0,10***
Escasez de docentes	-0,03***	-0,03***	-0,03***
Calidad de la infraestructura	0,01	0,01	0,01

Nota: ***Significatividad al 1 %; **Significatividad al 5 %; *Significatividad al 10 %.

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE, 2014).

En la Tabla 3 se describe el efecto de las variables que se han introducido como explicativas del compromiso (se trata del coeficiente α indicado en el Figura 1). Además de su rol como variables mediadoras, las competencias no cognitivas presentan un valor intrínseco, tal como se ha argumentado. Por ende, resulta de interés evaluar sus factores determinantes.

Como puede observarse, este atributo no parece estar condicionado por el género ni por la edad de los estudiantes. Asimismo, no se evidencia que haber asistido al nivel inicial sea relevante en este sentido. Por el contrario, haber repetido uno o más años escolares aparece vinculado negativamente al compromiso posterior. Además del posible efecto de la repitencia sobre esta actitud, esta variable podría estar reflejando atributos inobservables de las familias que inciden tanto en la progresión como en los resultados cognitivos y no cognitivos. En cuanto a las características del hogar, el nivel educativo de los padres o su estatus ocupacional no resultan significativos. Sin embargo, la cantidad y calidad de los recursos educativos disponibles sí se presenta como un factor determinante. Una posible interpretación es que, más allá del capital humano de la familia, resulta esencial el valor que le dan al estudio de sus hijos, el cual podría reflejarse en la provisión de insumos y un ambiente adecuado para el aprendizaje. Cabe aclarar que no se está postulando que los padres de quienes no disponen de recursos educativos en su hogar demuestran escasa preocupación por su educación, ya que existen otros factores condicionantes. Ahora bien, si esos recursos están disponibles, puede suponerse

cierta valoración por parte de los padres hacia la educación de sus hijos, la cual influiría positivamente en su grado de compromiso.

Otro factor que aparece como relevante es la estructura familiar. Si esta es nuclear, tal que el estudiante convive con dos adultos que se encuentran a cargo, en promedio, el compromiso resulta más elevado.

Con respecto a los factores escolares, se observa que, a menor escasez de docentes especializados, mayor es el compromiso esperado de los estudiantes con su educación. Esta situación puede vincularse con una mayor capacidad de gestión de las autoridades escolares que, remitiendo al análisis de Tiramonti (2014), podrían también ser más capaces de regular la conducta de los actores, reduciendo el ausentismo estudiantil. Asimismo, si la escuela cuenta con el personal necesario, quizá más estable, se podría configurar un clima o una experiencia educativa más agradable para los alumnos, reforzando su vínculo con la institución.

También resulta estadísticamente significativa la composición socioeconómica de la población estudiantil, con un efecto positivo sobre el compromiso que asume cada estudiante. Esto representa el denominado efecto compañero, el cual refleja las externalidades positivas que tienen los pares en forma colectiva sobre los logros educativos individuales.

Finalmente, resulta de relevancia la percepción promedio del clima disciplinario en el aula. Parece ser que, cuando los alumnos observan una mayor organización y un ambiente más propicio para el trabajo escolar, esto repercute positivamente en su compromiso o cumplimiento.

Tabla 4.

Modelo estructural (II)

Variables explicativas	Variable explicada: rendimiento		
	Modelo 1: matemática	Modelo 2: lectura	Modelo 3: ciencias
Compromiso	48,13***	55,1***	53,11***
Mujer	-19,61***	28,44***	-1,88
Edad	6,76**	13,07***	10,58***
Inicial	27,81***	34,36***	26,28***
Repitente	-37,29***	-43,36***	-41,72***
Familia nuclear	-5,57***	-6,74**	-0,26
Años de estudio de los padres	0,56**	0,51	0,85***
Estatus ocupacional de los padres	0,24***	0,16**	0,26***
Recursos educativos del hogar	0,85	3,35***	3,86***
Promedio NSE escolar	38,44***	48,24***	38,76***
Promedio clima disciplinario	14,19***	14,88***	18,38***
Escasez de docentes	-1,16	-2,92***	-2,29**
Calidad de la infraestructura	1,92**	0,68	0,95

Nota: ***Significatividad al 1 %; **Significatividad al 5 %; *Significatividad al 10 %.

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE, 2014).

En la Tabla 4 pueden observarse los efectos directos que tienen las distintas variables explicativas sobre el rendimiento escolar, medido por cada una de las tres pruebas de PISA. En principio, cabe señalar que este efecto no es uniforme en las tres competencias cognitivas estudiadas. Por ejemplo, el género no se asocia con las calificaciones en ciencias, mientras que ser mujer tiene un efecto esperado positivo en lectura y negativo en matemáticas; además, el nivel educativo de los padres solo presenta un efecto, positivo, en relación con el rendimiento en matemática y ciencias.

A continuación, el análisis se concentrará en aquellas variables que presentan un coeficiente estadísticamente significativo en los tres modelos estudiados. Por un lado, en cuanto a los atributos individuales, la edad del alumno se asocia positivamente con los logros, y dado que se ha controlado por la repitencia, puede deberse a que quienes nacieron unos meses antes cuentan con un año adicional de escolarización, en función del calendario escolar del país. La asistencia al nivel inicial y la repitencia tienen efectos opuestos y significativos, según lo esperado. Más allá de los posibles efectos causales de estas experiencias educativas, tales variables no se presentan como netamente explicativas, sino que podrían estar recuperando el efecto de ciertas características familiares y contextuales omitidas.

Respecto de las características de los hogares, se resalta el rol del estatus ocupacional de los padres: cuanto mayor es el índice que lo cuantifica, mayor es el rendimiento escolar esperado. Por otra parte, en relación con las variables escolares, nuevamente aparece como relevante el denominado efecto compañero, es decir, el nivel socioeconómico promedio de los estudiantes. Asimismo, la percepción promedio en cuanto a la disciplina en el aula se presenta como un factor favorable referido al rendimiento en las tres competencias analizadas.

Ahora bien, a partir de la hipótesis propuesta en el trabajo, la principal variable por analizar es el compromiso. Al respecto, los datos respaldan el supuesto de que esta actúa como determinante de los resultados cognitivos, ya que su coeficiente es significativo en los tres modelos considerados (se trata del coeficiente b indicado en el Figura 1). Además, su efecto es positivo y el valor de su coeficiente es el mayor de todos. Esto indica que la variable no cognitiva considerada posee un efecto importante sobre las variables dependientes cognitivas. Es decir, un mayor compromiso por parte de los estudiantes aumenta considerablemente su rendimiento escolar esperado.

El interés principal del trabajo es establecer si estos logros no cognitivos pueden actuar como variables mediadoras de la influencia de otros factores personales y contextuales sobre los logros cognitivos de los alumnos. A su vez, en caso de existir esta relación de mediación, esta puede ser completa (si el efecto de la variable explicativa sobre los logros cognitivos se canaliza únicamente a través de este factor mediador) o parcial (si persiste un efecto directo o independiente de la variable exógena sobre el rendimiento educativo, indicado por un coeficiente $c' \neq 0$). Para analizar este aspecto en mayor detalle, es posible sintetizar los resultados anteriores y evaluar, para cada variable explicativa, la significatividad de sus efectos directo e indirecto sobre las competencias cognitivas. Este análisis se

presenta en la Tabla 5, en la cual las casillas sombreadas con gris claro indican una relación de mediación parcial; las casillas sombreadas con gris oscuro, una relación de mediación completa; y las casillas sin sombra, la ausencia de mediación.

La significatividad de la relación de mediación en cada caso es contrastada al evaluar la significatividad del efecto indirecto. Puede afirmarse que el compromiso actúa como variable mediadora de la influencia de otras variables, para aquellas explicativas cuyo efecto indirecto sobre el rendimiento cognitivo es suficientemente relevante. Esto se verifica en la mitad de las variables consideradas: la repitencia, la composición familiar, los recursos educativos del hogar y las distintas características escolares. De este modo, en principio, los datos de PISA no permiten rechazar la hipótesis aquí propuesta.

En la mayoría de los casos, esta mediación se presenta como parcial, ya que el efecto directo de las variables explicativas también resulta significativo. Al respecto, se destacan las variables repitente, nivel socioeconómico promedio y promedio del clima disciplinario en el aula. Así, la trayectoria escolar, el efecto compañero y el clima reinante en el aula producen beneficios sobre el rendimiento de manera directa e indirecta por medio de la variable compromiso. Lo mismo sucede con las variables que cuantifican los recursos educativos del hogar y la escasez de docentes en relación con el rendimiento en lectura y en ciencias, y la composición del hogar en relación con matemática y lectura. Podría afirmarse así que la variable compromiso constituye otra vía de influencia de las características de los alumnos y sus escuelas sobre su rendimiento académico, potenciando los efectos de los cambios en dichas variables.

En otros casos, se observa una relación de mediación total de la variable compromiso entre las variables independientes y el rendimiento cognitivo. Esto se verifica cuando el efecto indirecto es significativo, pero el efecto directo no lo es. Esto sucede para los recursos educativos del hogar y la escasez de docentes en relación con la competencia matemática y la estructura familiar en relación con ciencias. Estos resultados sugieren que el efecto que suele atribuirse a algunas variables podría responder totalmente a un efecto indirecto, mediado por el rol de los logros no cognitivos de los alumnos.

Por otra parte, para el resto de las variables, no se verifica un efecto de mediación, tal que estas parecen tener solo un efecto directo sobre los resultados cognitivos. Finalmente, cabe recordar que el efecto total de cada variable explicativa sobre los rendimientos cognitivos está dado por la suma de su efecto directo e indirecto.

En cuanto a la bondad de ajuste de los modelos estimados, esta resulta muy satisfactoria de acuerdo con todos los criterios sugeridos por la literatura: los signos y coeficientes de las variables explicativas en general son coherentes con lo esperado, y los valores de los distintos indicadores de bondad de ajuste global se encuentran dentro de los rangos aceptables. En la Tabla 6, se resumen los valores de los índices analizados.

Tabla 5.
Efectos directos e indirectos de las variables exógenas sobre los resultados cognitivos

	Modelo 1: matemática		Modelo 2: lectura		Modelo 3: ciencias	
	Efecto indirecto	Efecto directo	Efecto indirecto	Efecto directo	Efecto indirecto	Efecto directo
Mujer	-1,10	-19,61***	-1,29	28,44***	-1,19	-1,88
Edad	-1,84	6,76**	-2,08	13,07***	-2,04	10,58***
Inicial	1,01	27,81***	1,12	34,36***	1,13	26,28***
Repitente	-9,10***	-37,29***	-10,81***	-43,36***	-9,65***	-41,72***
Familia nuclear	3,69***	-5,57***	4,37***	-6,74**	3,91***	-0,26
Años de estudio de los padres	-0,05	0,56**	-0,05	0,51	-0,05	0,85***
Estatus ocupacional de los padres	0,00	0,24***	0,00	0,16**	0,00	0,26***
Recursos educativos del hogar	2,04***	0,85	2,42***	3,35***	2,16***	3,86***
Promedio NSE escolar	4,02***	38,44***	4,82***	48,24***	4,24***	38,76***
Promedio clima disciplinario	5,16***	14,19***	6,14***	14,88***	5,46***	18,38***
Escasez de docentes	-1,33***	-1,16	-1,61***	-2,92***	-1,39***	-2,29**
Calidad de la infraestructura	0,40	1,92**	0,46	0,68	0,43	0,95

Nota: los efectos directos (*c'*) se corresponden con la segunda parte del modelo estructural. El efecto indirecto (*a*b*) es el producto del coeficiente de cada variable explicativa en la primera parte del modelo estructural por el coeficiente de la variable compromiso en la segunda parte del modelo, cuya significatividad fue evaluada a partir del test de Sobel. ***Significatividad al 1 %; **Significatividad al 5 %; *Significatividad al 10 %.

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE 2014).

Tabla 6.

Indicadores de bondad de ajuste global de los modelos estimados

	Modelo 1: matemática	Modelo 2: lectura	Modelo 3: ciencias
Chi-cuadrado (<i>p</i> -valor)	11,12 (2,69)	13,95 (0,31)	12,17 (0,43)
RMSEA	0	0	0
SRMR	0,003	0,003	0,003
TLI	1,001	0,998	0,999
CFI	1	0,999	1
AIC	2636062,65	266439,53	265121,98
BIC	263826,62	266659,50	265341,95
N (% valores perdidos)	5801 (1,8 %)	5801 (1,8 %)	5801 (1,8 %)

Nota: N indica el número de observaciones con las cuales se estiman los modelos.

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE, 2014).

CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo, se han analizado los determinantes del rendimiento escolar en el nivel educativo medio de la Argentina a partir de datos de la prueba PISA 2012 y de modelos de ecuaciones estructurales. Se ha brindado especial atención a los logros educativos de tipo no cognitivo, por su importancia intrínseca y su vinculación con los logros cognitivos. Así, se ha destacado el doble rol que tienen los primeros en el proceso de enseñanza y aprendizaje: por un lado, resultados y, por otra parte, insumos.

Se ha encontrado evidencia a favor de la hipótesis que establece que los factores no cognitivos, en este caso representados por la variable latente compromiso, cumplen una función mediadora del efecto de algunas variables tradicionalmente consideradas por la literatura de economía de la educación para analizar los determinantes del rendimiento escolar. Sin embargo, este efecto mediador no está presente en relación con todas las variables exógenas incluidas en los modelos y este puede ser parcial o completo.

En cuanto a las características de los hogares que habitan los estudiantes, se destaca el rol que posee la estructura familiar como determinante del compromiso, el cual, a su vez, es determinante del rendimiento. Asimismo, se presenta como relevante el papel de los recursos educativos disponibles en el hogar, posible indicador de la valoración de los padres hacia la educación de sus hijos, sobre la variable no cognitiva. Este factor, además, tiene un efecto directo sobre el rendimiento en lectura y ciencias. En estos casos, el compromiso actúa como variable parcialmente mediadora, mientras que en la competencia matemática actúa como mediadora en términos completos.

Respecto de las variables escolares, se señala la importancia del denominado efecto compañero y de la percepción de los estudiantes acerca del clima escolar. En ambos casos, el impacto sobre el rendimiento es tanto directo como indirecto a través de la variable compromiso, la cual, por ende, los potencia.

Sin perder de vista las limitaciones mencionadas respecto de la imposibilidad de verificar relaciones causales, la evidencia presentada da soporte al modelo propuesto y permite comprender mejor la dinámica detrás del desarrollo de los distintos tipos de logros o competencias de los alumnos argentinos.

A partir de los resultados hallados, se vislumbra que existe un margen significativo para implementar políticas en el ámbito educativo, dado que la mayoría de las variables escolares incluidas resultaron ser explicativas tanto del logro no cognitivo contemplado como del rendimiento cognitivo, ya sea en forma directa o indirecta. Realizar inversiones en recursos humanos aparece como esencial para fomentar el compromiso de los estudiantes. Asimismo, tomar medidas que procuren aumentar la disciplina en el aula también tendría un efecto benéfico sobre el aprendizaje.

Finalmente, cabe señalar que la política circumscripita al ámbito educativo no sería suficiente a la hora de fomentar las mejoras en el rendimiento escolar, de modo que es necesario promover cambios en el ámbito familiar y en el contexto social más amplio. Se destaca, por ejemplo, la importancia del nivel socioeconómico del alumnado y de la disponibilidad de recursos educativos en los hogares. Asimismo, dado que esta última podría indicar la preocupación de los padres por la educación de sus hijos, sería deseable buscar vías para que los padres dispongan de tiempo y herramientas para acompañar a sus hijos en su proceso de escolarización.

El presente trabajo solo constituye un aporte desde la economía de la educación respecto de una línea de investigación que resulta de gran interés y envergadura: el reconocimiento de la multidimensionalidad de los resultados educativos y la búsqueda de comprender mejor los procesos a través de los cuales estos se determinan y vinculan entre sí. Se espera que los estudios en esta línea puedan enriquecer el análisis desde la mencionada disciplina y fomentar el diálogo con otras ciencias interesadas en la educación.

REFERENCIAS

1. Acock, A. C. (2013). *Discovering structural equation modeling using Stata*. College Station, EE. UU.: Stata Press.
2. Ato García, M., & Vallejo Seco, G. (2011). Los efectos de terceras variables en la investigación psicológica. *Anales de Psicología*, 27(2), 550-561.
3. Baker, M., Sigmon, J., & Nugent, E. (2001). *Truancy reduction: Keeping students in school*. *Juvenile Justice Bulletin*. Washington, D. C., EE. UU.: US Department of Justice.

4. Barca Lozano, A., Valle, A., González Cabanach, R., & Núñez Pérez, J. C. (1996). Una perspectiva cognitivo-motivacional sobre el aprendizaje escolar. *Revista de Educación*, 311, 159-182.
5. Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51(6), 1173.
6. Battistich, V., Solomon, D., Kim, D. I., Watson, M., & Schaps, E. (1995). Schools as communities, poverty levels of student populations, and students' attitudes, motives, and performance: A multilevel analysis. *American Educational Research Journal*, 32(3), 627-658.
7. Blalock Jr, H. M., & Costner, H. L. (1969). Multiple indicators and the causal approach to measurement error. *American Journal of Sociology*, 75(2), 264-273.
8. Bollen, K. (1989/2003). Structural equations with latent variables. En H. M. Martins Lastres, J. E. Cassiolato & M. L. Maciel (Eds.), *Pequena empresa: cooperação e desenvolvimento local*. Río de Janeiro, Brasil: Belume Dumará & Instituto de Economia da UFRJ.
9. Bollen, K. A., & Pearl, J. (2013). Eight myths about causality and structural equation models. *Technical Report R*, 15, 301-328.
10. Brunello, G., & Schlotter, M. (2011). Non-cognitive skills and personality traits: Labour market relevance and their development in education & training systems. *IZA Discussion Paper*, 5743. Recuperado de https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1858066
11. Cervini, R. (2003). Diferencias de resultados cognitivos y no cognitivos entre estudiantes de escuelas públicas y privadas en la educación secundaria de Argentina: un análisis multinivel. *Archivos Analíticos de Políticas Educativas*, 11(5), 1-32.
12. Cheung, G. W., & Lau, R. S. (2008). Testing mediation and suppression effects of latent variables: Bootstrapping with structural equation models. *Organizational Research Methods*, 11(2), 296-325.
13. Coleman, J. S. et al. (1966). *Equality of educational opportunity*. Washington, D. C., EE. UU.: U.S. Government Printing Office.
14. De Leeuw, J., Meijer, E., & Goldstein, H. (2008). *Handbook of multilevel analysis*. Nueva York, EE. UU.: Springer.
15. Delors, J. (1996). *La educación encierra un tesoro. Informe a la Unesco de la Comisión Internacional sobre la Educación para el Siglo XXI*. París, Francia: Unesco.
16. Dreeben, R. (1968). *On what is learned in school*. Reading, EE. UU.: Addison Wesley.
17. Duncan, O. (1975). *Introduction to structural equation models*. Nueva York, EE. UU.: Academic.

18. Formichella, M. M. (2010). *Educación y desarrollo: análisis desde la perspectiva de la equidad educativa interna y del mercado laboral* (tesis doctoral), Universidad Nacional del Sur, Bahía Blanca, Argentina.
19. Formichella, M. M. (2011). ¿Se debe el mayor rendimiento de las escuelas de gestión privada en la Argentina al tipo de administración? *Revista de la Cepal*, 105, 151-166.
20. Formichella, M. M., & Krüger, N. (2013). El fracaso escolar en el nivel medio argentino: ¿es menos frecuente en las escuelas de gestión privada debido a su administración? *Regional and Sectoral Economic Studies*, 13(3), 127-144.
21. Formichella, M. M., & Krüger, N. (2017). Reconociendo el carácter multifacético de la educación: los determinantes de los logros cognitivos y no cognitivos en la escuela media argentina. *El Trimestre Económico*, 84(333), 165-191.
22. García Clavel, J., & Méndez Martínez, I. (2011). Grandes esperanzas (o cuando creérselo es relevante). *Investigaciones de Economía de la Educación*, 6(6), 57-69.
23. Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1992). Monte Carlo evaluations of goodness of fit indices for structural equation models. *Sociological Methods & Research*, 21(2), 132-160.
24. Goldberger, A. S. (1972). Structural equation methods in the social sciences. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 40(6), 979-1001.
25. Guerrero, G., De Fraigne, B., Cueto, S., & León, J. (2012). *El efecto del clima escolar en los resultados cognitivos y socioemocionales de los estudiantes al final de la educación secundaria: el caso de instituciones educativas urbanas en Lima*. Recuperado de <http://www.siep.org.pe/wp-content/uploads/216.pdf>
26. Heckman, J. J., & Rubinstein, Y. (2001). The importance of noncognitive skills: Lessons from the GED testing program. *American Economic Review*, 91(2), 145-149.
27. Holmlund, H., & Silva, O. (2009). *Targeting non-cognitive skills to improve cognitive outcomes: Evidence from a remedial education intervention* (Discussion Paper, 4476). IZA. Recuperado de <http://ftp.iza.org/dp4476.pdf>
28. Hox, J. J., & Bechger, T. M. (1998). An introduction to structural equation modeling. *Family Science Review*, 11, 354-373.
29. Jöreskog, K. G. (1970). A general method for analysis of covariance structures. *Biometrika*, 57(2), 239-251.
30. Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1978). *LISREL IV [Computer software]*. Chicago, EE. UU.: Scientific Software International, Inc.
31. Kenny, D. A. (2016). *Mediation*. Recuperado de <http://davidakenny.net/cm/mediate.htm>

32. Krüger, N. (2013). *Equidad educativa interna y externa en Argentina: un análisis para las últimas décadas* (tesis doctoral), Universidad Nacional del Sur, Bahía Blanca, Argentina.
33. Krüger, N., Formichella, M. M., & Lekuona, A. (2015). Más allá de los logros cognitivos: la actitud hacia la escuela y sus determinantes en España según PISA. *Revista de Educación*, 367, 10-35.
34. Levin, H. M. (2012). More than just test scores. *Prospects*, 42(3), 269-284. Recuperado de <https://link.springer.com/article/10.1007/s11125-012-9240-z>
35. Little, T. D., Card, N. A., Bovaird, J. A., Preacher, K. J., & Crandall, C. S. (2007). Structural equation modeling of mediation and moderation with contextual factors. *Modeling Contextual Effects in Longitudinal Studies*, 1, 207-230.
36. Martínez-Ferrer, B., Murgui-Pérez, S., Musitu-Ochoa, G., & Monreal-Gimeno, M. (2008). El rol del apoyo parental, las actitudes hacia la escuela y la autoestima en la violencia escolar en adolescentes. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, 8(3), 679-692.
37. Mediavilla, M., & Escardíbul Ferrà, J. O. (2015). ¿Son las TIC un factor clave en la adquisición de competencias? Un análisis con evaluaciones por ordenador. *Hacienda Pública Española*, 212(1), 67-96.
38. Morrison, L., & Schoon, I. (2013). *The impact of non-cognitive skills on outcomes for young people*. Recuperado de <https://pdfs.semanticscholar.org/f4a5/2db3001fb6fb22eef5dc20267b5b807fd8ff.pdf>
39. Opdenakker, M. C., & Van Damme, J. (2000). Effects of schools, teaching staff and classes on achievement and well-being in secondary education: Similarities and differences between school outcomes. *School Effectiveness and School Improvement*, 11(2), 165-196.
40. Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2009). *PISA Data Analysis Manual. SPSS*. (2.ª ed.). París, EE. UU.: Autor.
41. Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2014). *PISA 2012 Technical Report*. París, EE. UU.: Autor.
42. Ruiz, M., Pardo, A., & San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 34-45.
43. Schermelleh-Engel, K., Moosbrugger, H., & Müller, H. (2003). Evaluating the fit of structural equation models: Tests of significance and descriptive goodness-of-fit measures. *Methods of Psychological Research Online*, 8(2), 23-74.
44. Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Nueva York, EE. UU.: Taylor & Francis.
45. Segal, C. (2008). Classroom behavior. *Journal of Human Resources*, 43(4), 783-814.

46. Sobel, M. E. (1982). Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models. *Sociological Methodology*, 13, 290-312.
47. Stata. (2013). *Stata structural equation modeling reference manual. Release 13*. College Station, EE. UU.: Stata Press.
48. Tiramonti, G. (2014). Las pruebas PISA en América Latina: resultados en contexto. *Avances en Supervisión Educativa*, 20, Recuperado de <https://avances.adide.org/index.php/ase/article/view/96>

ANEXO

Tabla A1.

Correlaciones entre las variables explicativas

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1											
2	-0,007	1										
3	0,010	-0,001	1									
4	-0,126***	0,019	-0,087***	1								
5	0,041***	-0,010	0,041***	-0,126***	1							
6	-0,048***	0,003	0,101***	-0,131***	0,006	1						
7	-0,052***	0,004	0,098***	-0,200***	0,027***	0,524***	1					
8	0,048***	0,015	0,103***	-0,165***	0,134***	0,240***	0,222	1				
9	0,029**	-0,002	0,142***	-0,277***	0,107***	0,470***	0,487	0,265***	1			
10	-0,065***	0,036***	0,006	-0,090***	0,005	0,006	0,031	0,063***	0,036***	1		
11	-0,019	0,002	0,061***	0,061***	0,007	-0,019	-0,032	0,009	-0,031**	-0,079***	1	
12	0,037***	0,002	0,090***	-0,156***	0,026**	0,191***	0,225	0,105***	0,439***	0,046***	-0,092***	1

Notas: 1: Mujer; 2: Edad; 3: Nivel inicial; 4: Repente; 5: Familia nuclear; 6: Años de estudio de los padres; 7: Estatus ocupacional de los padres; 8: Recursos educativos del hogar; 9: Promedio NSE escolar; 10: Promedio clima disciplinario; 11: Escasez de docentes; 12: Calidad de la infraestructura. ***Significatividad al 1 %; **Significatividad al 5 %; *Significatividad al 10 %.

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos PISA 2012 (OCDE, 2014).