

¿Son los factores no cognitivos predictores del rendimiento matemático de niñas y niños? Un enfoque de aprendizaje automático¹

Gloria Bernal^a, Alberto Sasmay^b y Luz Karime Abadía^a

^a Pontificia Universidad Javeriana, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas. Laboratorio de Economía de la Educación. gbernal@javeriana.edu.co; labadia@javeriana.edu.co

^b Universidad Católica de Chile. albertosasmay@uc.cl

Resumen ejecutivo

Resumen

Los factores socioemocionales se perfilan como predictores importantes del desempeño académico de los estudiantes. No obstante, la cuantificación de esta relación es apenas naciente en el área de economía de la educación. Usando una metodología de aprendizaje automático, en adelante Machine Learning (ML), respondemos las dos siguientes preguntas: i) ¿Qué combinación de factores socioemocionales (y no socioemocionales) son mejores predictores del desempeño en matemáticas del estudiante? ii) ¿En qué medida influyen cada uno de estos factores el éxito de los niños y niñas en matemáticas? Para responder a estas preguntas, se propone el uso de la información disponible en las pruebas PISA 2018 sobre variables no-cognitivas (como actitudes, comportamientos y creencias) y de contexto (demográfico, familiar y escolar), en combinación con algoritmos de *Boosted Regression Trees* (BTR) desarrollados en el marco de ML. Encontramos que variables no cognitivas son importantes predictores del desempeño en matemáticas, algunas de estas por encima de variables socioeconómicas. Por ejemplo, factores como: considerar que la inteligencia es algo manejable, la cooperación estudiantil y la satisfacción con la vida, resultan ser más altos predictores del desempeño en matemáticas que riqueza familiar y que la educación de los padres. Las estimaciones por género muestran pocos contrastes significativos entre hombres y mujeres: mientras la educación de la madre está en el top (positivo) de predictores para las mujeres, para los hombres es la exposición al acoso escolar un predictor fuerte (negativo) del desempeño en matemáticas. Los resultados revelan que, alentar a los niños a mejorar su mentalidad y enseñarles a manejar sus habilidades no cognitivas pueden ser herramientas importantes para mejorar los resultados cognitivos de los estudiantes.

¹ Agradecemos a Juan Eduardo Coba, María Amparo Forero y Jazmine Escobar por sus valiosos comentarios y apoyo constante en esta investigación, así como a Eduardo Iriondo, por su excelente asistencia en la investigación. También agradecemos al ICFES por su apoyo administrativo y tras el grant # 300-2021. Los análisis, las opiniones y las visiones expresadas en este artículo son de los autores y no necesariamente representan al ICFES.

Introducción y contexto

El desempeño académico es influenciado ampliamente por factores como los socioeconómicos y los socioemocionales. La influencia de los factores socioeconómicos, como el ingreso de la familia o la educación de los padres, sobre el desempeño académico han sido ampliamente estudiados en la literatura de economía de la educación (Fetler, 1989; Considine & Zappalà, 2002; Boston, 2013; Graven, 2014). En contraste, los factores no-cognitivos (en este contexto también referidos como socioemocionales), como las creencias, los sentimientos y las actitudes, han tenido menos protagonismo en los estudios de economía de la educación. Sin embargo, existe una amplia evidencia en los campos de la psicología y la pedagogía (Haynes, Ben-Avie & Ensign, 2003; Dobbs, Doctoroff, Fisher & Arnold, 2006; Diekstra & Gravesteyn, 2008) que los factores socioemocionales son predictores importantes para el desempeño académico y del bienestar en las vidas de las personas (Marsh, et. al, 2006)².

A diferencia de las variables socioeconómicas, las competencias socioemocionales pueden diferir ampliamente entre niños y niñas pertenecientes a una misma comunidad, y por extensión podrían tener relaciones diferenciadas por género con el desempeño académico. Por ejemplo, la correlación entre miedo al fracaso y desempeño en matemáticas es negativo para los niños, pero positivo para las niñas (OECD, 2019). Por tanto, hay razones para testear la hipótesis que las diferencias entre aspectos no-cognitivos podrían influenciar el desempeño en matemáticas diferencialmente entre niños y niñas, y este análisis debe considerarse de forma exhaustiva donde cognitivas y no cognitivas juegan un papel sin imponer ninguna restricción en la linealidad de la relación de su importancia (dado que el ML lo permite).

Estudios previos han considerado que el éxito en matemáticas de los estudiantes puede ser influenciado por varios factores incluyendo los socioeconómicos (Perry & McConney, 2010; Chiu & Chow, 2015; Westrick, Le, Robbins, Radunzel & Schmidt, 2015; O'Connell, 2019) y socioemocionales. En particular, desde la perspectiva no-cognitiva se encuentra que aspectos como las actitudes y sentimientos hacia las matemáticas (Gottfried, 1985; Maloney & Beilock, 2012; Dweck, 2014), así como las creencias sobre la inteligencia (Claro, Paunesku, & Dweck, 2016), el auto control (Claro & Loeb, 2019) o la cultura (Guiso, Monte, Sapienza & Zingales, 2008) pueden determinar el desempeño en matemáticas. Así mismo, amplia literatura en psicología sobre las diferencias socioemocionales entre hombres y mujeres (Grossman & Wood, 1993) respalda la necesidad de estudiar estas interacciones diferenciadas por género.

En economía de la educación, solo se encuentran dos trabajos que analizan al mismo tiempo una extensa variedad de factores, incluyendo algunas variables no cognitivas, mediante técnicas ML y su interrelación con el desempeño académico del estudiante (Gabriel, Signolet & Westwell, 2018 y Masci, Johnes & Agasisti, 2018). No obstante, ninguno de estos dos estudios tiene un enfoque de género. La presente investigación contestó las siguientes dos preguntas de investigación: i) ¿Qué combinación de factores socioemocionales (y no socioemocionales) predicen un buen desempeño en matemáticas? ii) ¿En qué medida influyen cada uno de estos factores el éxito de los niños y niñas en matemáticas por separado? Para ello, consideramos el uso de las pruebas PISA 2018, en

² La OECD en las pruebas PISA define las habilidades socioemocionales como “las habilidades sociales y emocionales se refieren a las capacidades para regular los pensamientos, las emociones y el comportamiento”. Nótese que en esta propuesta se usan los términos de factores socioemocionales y no-cognitivos indistintamente para referirnos a variables relacionadas con comportamientos, actitudes y sentimientos del estudiante.

combinación con una metodología de aprendizaje computacional automático, más conocida como Boosted Regression Trees (BRT).

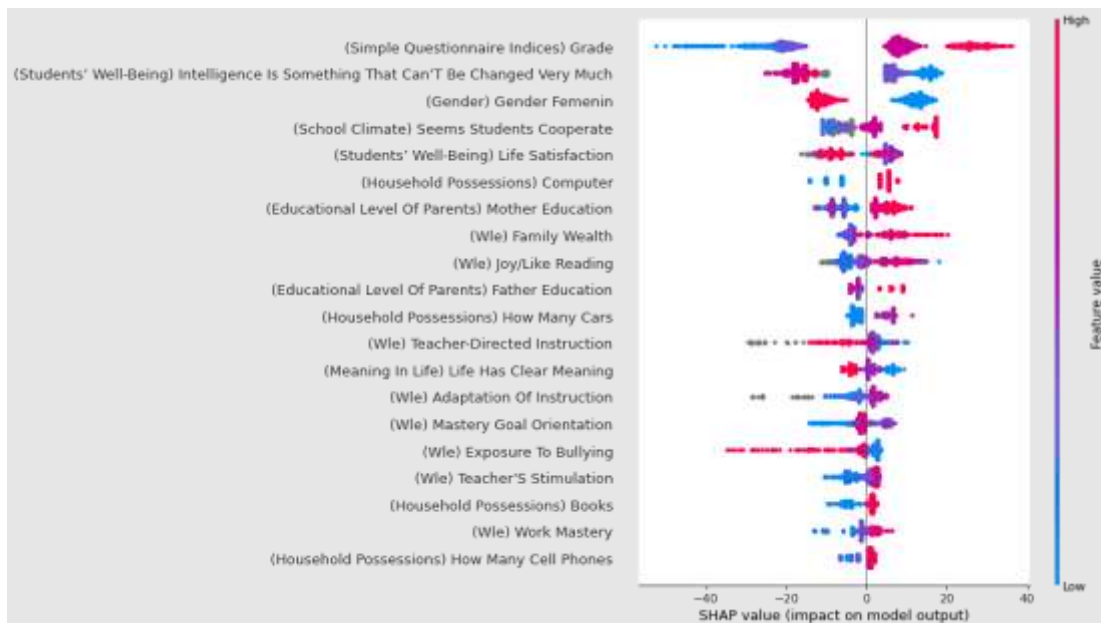
Por un lado, la prueba PISA 2018 recoge un enorme número de variables que conciernen a aspectos cognitivos y no-cognitivos del estudiante, así como de su contexto. Por otro lado, la metodología BRT, asociadas a las técnicas de ML, proporciona la posibilidad irrestricta de incorporar toda la información suministrada por el estudiante dentro de los algoritmos, siendo los datos y no modelos con reglas predeterminadas las que guían los resultados. Los modelos BTR superan algunas restricciones de los modelos clásicos (por ejemplo, mínimos cuadrados ordinarios) como la no colinealidad entre variables o la parametrización pre-establecida, lo cual ayuda a mejorar su capacidad de pronóstico de la variable objetivo (Gabriel et al., 2018). Las estimaciones BRT permiten descubrir, clasificar y ponderar los factores asociados al mejor desempeño de manera diferente y acorde con los patrones particulares para cada género. Sin embargo, una limitación de los modelos BRT es la dificultad para interpretar los coeficientes (por ejemplo, la magnitud), la cual será superada con uso de la metodología *Shapley Additive Explanations* (SHAP).

Esta investigación contribuyó en al menos tres aspectos. En primer lugar, hizo un aporte a la literatura del análisis socioemocional y desempeño, con un énfasis en la perspectiva de género. En segundo lugar, usó una aproximación de ML, que contribuye a la naciente literatura que busca estudiar multidimensionalmente los factores explicativos y predictivos de desempeño escolar. En tercer lugar, este estudio contribuye a informar a las autoridades educativas locales sobre los aspectos a focalizar para aumentar el éxito en matemáticas.

Resultados

Usando un extenso conjunto de variables en la base PISA 2018, en combinación con metodologías de algoritmos automáticos, ML, estimamos las variables que son más predictoras del buen desempeño académico en matemáticas para los estudiantes colombianos.

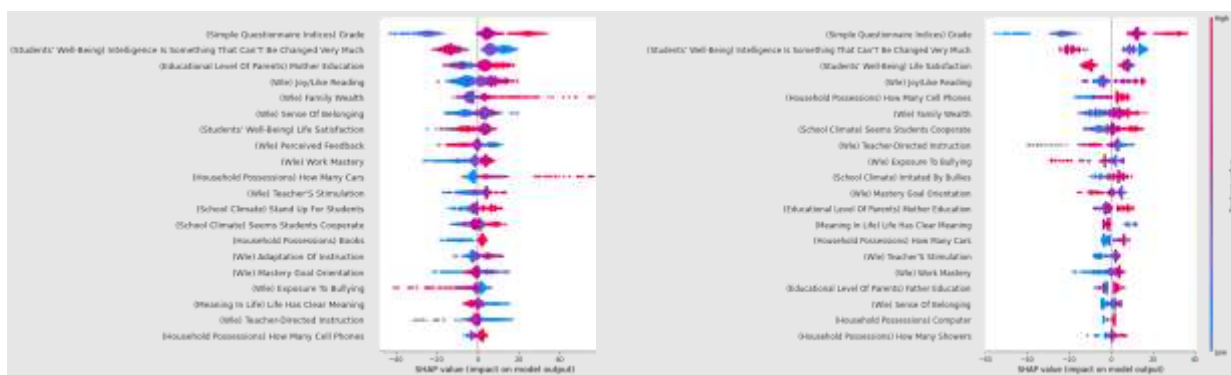
Figura 1 – Ranking de variables que predicen el rendimiento en matemáticas



La Figura 1 muestra el top 10 de variables predictoras de desempeño en matemáticas para Colombia son: 1) El grado, quienes están en un grado más alto, tienen en promedio más conocimiento y es automáticamente un predictor importante del desempeño en matemáticas. 2) *La inteligencia es algo que no se puede cambiar* con resultado negativo para quienes lo creen y positivo para quienes consideran que la inteligencia es algo manejable. 3) *Género*, con predicción de peores resultados para las mujeres 4) *Cooperación entre los estudiantes*, con pronóstico positivo para quienes operan, 5) *Satisfacción de vida*; seguidos de 6) *Posesión de un computador*; 7) *Educación e la madre*, 8) *Riqueza de la familia*, 9) *Gusto por la lectura* y 10) *Educación del padre*.

Figura 2a- Ranking predictores de matemáticas. MUJERES.

Figura 2b – Ranking predictores de matemáticas. HOMBRES.



Además, en el mismo análisis de ML, pero por género, Figura 2a y 2b, se resalta que, tanto hombres como mujeres tienen variables socioemocionales como determinantes del puntaje del puntaje de matemáticas, pero, los hallazgos muestran contrastes remarcables entre mujeres y hombres: mientras la educación de la madre esta en el top (positivo) de predictores para las mujeres, para los hombres aparece la exposición al acoso como un fuerte predictor (negativo) para el desempeño de matemáticas. Valores altos en la educación de la madre tienen una predicción positiva sobre el puntaje de las mujeres y altos valores de exposición al acoso escolar afectarían negativamente los puntajes de los hombres. Los resultados indican que hay capacidad de mejora en el rendimiento mejorando los aspectos no cognitivos, sin importar el estado socioeconómico de la familia del niño. Colombia representa un caso interesante de estudio porque exhibe grandes déficits en matemáticas (69 de 78 países en PISA), y la brecha de género en matemáticas más alta de los países participantes en las pruebas PISA 2018 (Schleicher, 2019), y una exploración incipiente de la relación de relaciones socioemocionales y rendimiento académico desde una perspectiva de la economía de la educación.

Adicionalmente, la Figura 3^a y 3^b hace un contraste del mismo modelo corrido para Colombia, pero para: los países latinoamericanos y para todas las economías que presentan el examen del la OCDE, ajustados los parámetros. Se observa que, el ranking de variables de Colombia (Figura 1) es relativamente parecido al de Latinoamérica, donde en el top 5 de variable predictoras del desempeño se sitúan: *grado*, *género*, *la inteligencia es algo que no se puede cambiar*, *disfruta leer* y *satisfacción con la vida*. Nótese que riqueza de la familia no es algo que se sitúa en el top 5. Por su parte, para las economías participantes en PISA 2018, esto es, incluyendo países en desarrollo desarrollados, el determinante más importante es la riqueza de la familia, pero le siguen variables no

cognitivas como: *gusto por la lectura, instrucción de los profesores, tener un claro significado de la vida, y la inteligencia es algo que no se puede cambiar.*

Figura 3a. – Ranking predictores de matemáticas. LATINOAMERICA

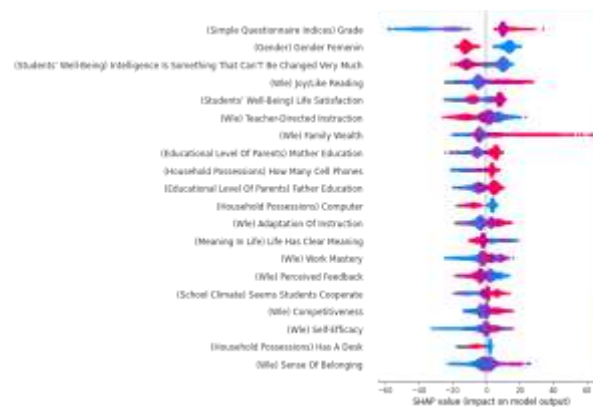


Figura 3b. – Ranking predictores de matemáticas. ECONOMÍAS PISA 2018



Discusión y recomendaciones de política

Los resultados establecen de manera notable que, para el caso de Colombia, las características no cognitivas son predictores importantes del rendimiento en matemáticas, y algunas de ellas incluso superan las características socioeconómicas. La presente investigación, desarrollada en el campo de la economía aplicada, utilizando métodos de ML permite el estudio de resultados cognitivos incorporando dichas conexiones, lo que da como resultado evidencia cuantitativa que sustenta afirmaciones previas en la psicología y la pedagogía, donde los factores no cognitivos juegan un papel importante en el aprendizaje.

Esto es importante desde la visión de política pública porque hay factores que se pueden mejorar en las aulas sin que se requiera obligatoriamente un aumento de recursos: esto es, que la comunidad educativa en general esté consiente y atenta a mejorar la mentalidad de crecimiento de sus estudiantes y fortalecer factores socioemocionales que, pueden mejorar su relación consigo mismo, sus pares, su familia, y de ese modo, su satisfacción con la vida. Aunque estos son factores no cognitivos, esta investigación muestra que son tan o más importantes en el desempeño académico que otros típicamente esperables como el *nivel de educación e los padres* (socioeconómicos) o el *gusto por la lectura* (cognitivo).

Asimismo, y en línea con las investigaciones de Educar para la vida, del Banco Interamericano de Desarrollo (Ortiz, Hincapié & Paredes, 2020), y los informes PISA (OECD, 2019), es importante garantizar el desarrollo de las habilidades socioemocionales de los estudiantes que, están atadas a los aspectos no-cognitivos. Estas habilidades no solo están relacionadas con mejores desempeños, como muestra esta investigación. Sino que también están relacionadas con mejores empleos, salarios y niveles de vida.

Referencias

- Boston, J. (2013). Improving educational performance: Why tackling child poverty must be part of the solution. In Symposium on the Poverty Impacts on Learning, Wellington, New Zealand. Retrieved from <http://igps.victoria.ac.nz/staff/team/Education%20and%20child%20poverty%20V4.pdf>
- Chiu, M. M., & Chow, B. W. Y. (2015). Classmate characteristics and student achievement in 33 countries: Classmates' past achievement, family socioeconomic status, educational resources, and attitudes toward reading. *Journal of Educational Psychology, 107*(1), 152.
- Claro, S., & Loeb, S. (2019). Self-Management Skills and Student Achievement Gains: Evidence from California's CORE Districts. Working Paper. Policy Analysis for California Education, PACE.
- Claro, S., Paunesku, D., & Dweck, C. S. (2016). Growth mindset tempers the effects of poverty on academic achievement. *Proceedings of the National Academy of Sciences, 113*(31), 8664-8668.
- Considine, G., & Zappalà, G. (2002). The influence of social and economic disadvantage in the academic performance of school students in Australia. *Journal of sociology, 38*(2), 129-148.
- Diekstra, R. F., & Gravesteyn, C. (2008). Effectiveness of school-based social and emotional education programmes worldwide. *Social and emotional education: An international analysis, 255-312*.
- Dobbs, J., Doctoroff, G. L., Fisher, P. H., & Arnold, D. H. (2006). The association between preschool children's socioemotional functioning and their mathematical skills. *Journal of Applied Developmental Psychology, 27*(2), 97-108.
- Dweck, C. S. (2014). Mindsets and math/science achievement.
- Fetler, M. (1989). School dropout rates, academic performance, size, and poverty: Correlates of educational reform. *Educational Evaluation and Policy Analysis, 11*(2), 109-116.
- Gabriel, F., Signolet, J., & Westwell, M. (2018). A ML approach to investigating the effects of mathematics dispositions on mathematical literacy. *International Journal of Research & Method in Education, 41*(3), 306-327.
- Gottfried, A. E. (1985). Academic intrinsic motivation in elementary and junior high school students. *Journal of educational psychology, 77*(6), 631.
- Graven, M. H. (2014). Poverty, inequality and mathematics performance: The case of South Africa's post-apartheid context. *ZDM, 46*(7), 1039-1049.
- Grossman, M., & Wood, W. (1993). Sex differences in intensity of emotional experience: a social role interpretation. *Journal of personality and social psychology, 65*(5), 1010.
- Guiso, L., Monte, F., Sapienza, P., & Zingales, L. (2008). Culture, gender, and math. *SCIENCE-NEW YORK THEN WASHINGTON-, 320*(5880), 1164.
- Haynes, N. M., Ben-Avie, M., & Ensign, J. (Eds.). (2003). *How social and emotional development add up: Getting results in math and science education*. Teachers College Press.
- Maloney, E. A., & Beilock, S. L. (2012). Math anxiety: Who has it, why it develops, and how to guard against it. *Trends in cognitive sciences, 16*(8), 404-406.
- Masci, C., Johnes, G., & Agasisti, T. (2018). Student and school performance across countries: A ML approach. *European Journal of Operational Research, 269*(3), 1072-1085.
- Marsh, H. W., Hau, K. T., Artelt, C., Baumert, J., & Peschar, J. L. (2006). OECD's brief self-report measure of educational psychology's most useful affective constructs: Cross-cultural, psychometric comparisons across 25 countries. *International Journal of Testing, 6*(4), 311-360.
- O'Connell, M. (2019). Is the impact of SES on educational performance overestimated? Evidence from the PISA survey. *Intelligence, 75*, 41-47.
- OECD. (2019). *PISA 2018 Results (Volume III): What School Life Means for Students' Lives, PISA*. OECD Publishing.
- Ortiz, E. A., Hincapié, D., & Paredes, D. (2020). Educar para la vida.
- Perry, L. B., & McConney, A. (2010). Does the SES of the school matter? An examination of socioeconomic status and student achievement using PISA 2003. *Teachers College Record, 112*(4), 1137-1162.
- Schleicher, A. (2019). PISA 2018: Insights and Interpretations. *OECD Publishing*.
- Westrick, P. A., Le, H., Robbins, S. B., Radunzel, J. M., & Schmidt, F. L. (2015). College performance and retention: A meta-analysis of the predictive validities of ACT® scores, high school grades, and SES. *Educational Assessment, 20*(1), 23-45.