

**Clima Escolar, Bienestar Estudiantil y Alfabetización Lectora: Análisis basado en
PISA 2018**

Daniel Mauricio Jerez García

Tesis para optar al título de Magíster en Psicología con énfasis en Psicología del Desarrollo
y la Educación

Departamento de Psicología, Universidad Nacional de Colombia

2023

Resumen

La alfabetización lectora es esencial para el éxito y el desarrollo de los estudiantes. En el marco de la psicología educativa, existe evidencia de que el clima escolar y el bienestar estudiantil inciden en el desarrollo de la alfabetización lectora. Esta investigación busca identificar los factores de clima escolar y bienestar estudiantil que predicen la alfabetización lectora en la escuela secundaria en América Latina usando los datos de PISA 2018. Se construyó un modelo de perceptrón multicapa para generar hipótesis novedosas y robustas sobre los factores asociados a la alfabetización lectora. Se verificaron estas hipótesis con un conjunto de datos distinto construyendo un Modelo Lineal General Multivariante y Modelos de Efectos Mixtos. Esta metodología se propuso en el marco de la crisis de replicación en investigación en educación y psicología del desarrollo. Respecto al clima escolar, se encontró que la instrucción dirigida, la retroalimentación y el clima discriminatorio se asocian a un menor rendimiento en lectura. Mientras tanto, la instrucción adaptativa y el sentido de pertenencia predicen una mayor alfabetización lectora. Respecto al bienestar estudiantil, la autoeficacia, la motivación para dominar las tareas, el disfrute de leer y la mentalidad de crecimiento predicen una mayor capacidad lectora. Entretanto, la satisfacción vital se asocia a una menor alfabetización lectora. Estos resultados demuestran la relevancia del clima escolar y del bienestar estudiantil en el desarrollo de la alfabetización lectora en la escuela. Además, la metodología de esta investigación refleja cómo se puede usar el Aprendizaje Automático en la fase exploratoria de los estudios educativos para generar hipótesis robustas y replicables.

Palabras clave: educación, alfabetización lectora, clima escolar, bienestar estudiantil, PISA 2018

School Climate, Student Wellbeing and Reading Literacy: Analysis based on PISA 2018

Abstract

Reading literacy is essential for student success and development. Within the framework of educational psychology, there is evidence that school climate and student well-being affect reading literacy development. This research seeks to identify school climate and student well-being factors that predict reading literacy in high school in Latin America using PISA 2018 data. A multilayer perceptron model was constructed to generate novel and robust hypotheses about factors associated with reading literacy. These hypotheses were tested with a different dataset by building a Multivariate General Linear Model and Mixed Effects Models. This methodology was proposed in the framework of the replication crisis in research in education and developmental psychology. Regarding school climate, it was found that directed instruction, feedback and discriminatory climate are associated with lower reading achievement. Meanwhile, adaptive instruction and sense of belonging predict higher reading literacy. Regarding student well-being, self-efficacy, motivation to master tasks, enjoyment of reading, and growth mindset predict higher reading literacy. Meanwhile, life satisfaction is associated with lower reading literacy. These results demonstrate the relevance of school climate and student well-being in the development of reading literacy in school. Furthermore, the methodology of this research reflects how Machine Learning can be used in the exploratory phase of educational studies to generate robust and replicable hypotheses.

Keywords: education, reading literacy, school climate, student well-being, PISA 2018

Contenido

Alfabetización Lectora.....	10
Localizar la Información	10
Comprender la Información	10
Evaluar la Información.....	11
Factores de Bienestar Estudiantil y Clima Escolar Asociados a la Alfabetización Lectora	11
Clima Escolar	13
Bienestar Estudiantil	20
Crisis de Replicabilidad y Aprendizaje Automático en Investigación Educativa	24
Objetivos e Hipótesis de Investigación.....	26
Metodología.....	26
Datos	26
Variables	28
Clima Escolar	28
Bienestar Estudiantil	36
Plan de Análisis de Datos	41
Fase Exploratoria.....	42
Fase Confirmatoria	44
Consideraciones Éticas	47
Resultados.....	48
Fase Exploratoria	48
Información de la Red.....	50
Resumen del Modelo.....	51
Hipótesis sobre Alfabetización Lectora, Clima Escolar y Bienestar Estudiantil	57
Fase Confirmatoria	58
Modelo Lineal General Multivariante.....	59
Modelo de Efectos Mixtos	65
Discusión General	68
Clima Escolar.....	68
Enseñanza y Aprendizaje	69

Seguridad.....	70
Comunidad Escolar	70
Bienestar Estudiantil	71
Bienestar Psicológico	71
Bienestar Cognitivo.....	73
Crisis de la Replicación y Aprendizaje Automático en Investigación Educativa.....	74
Limitaciones y Futuras Investigaciones.....	75
Referencias	77
Anexo A.....	101
Anexo B.....	102
Anexo C.....	103
Anexo D.....	104
Anexo E.....	123
Anexo F.....	124
Anexo G.....	126
Anexo H.....	128
Anexo I.....	130
Anexo J.....	132
Anexo K.....	134
Anexo L.....	136
Anexo M.....	138
Anexo N.....	140

Lista de Tablas

Tabla 1	11
Tabla 2	27
Tabla 3	49
Tabla 4	49
Tabla 5	50
Tabla 6	52
Tabla 7	54
Tabla 9	59
Tabla 10	60
Tabla 11	61
Tabla 12	61
Tabla 13	63
Tabla 14	65
Tabla 15	67

Lista de Figuras

Figura 1.....	43
---------------	----

La alfabetización lectora es esencial para el éxito y el desarrollo de las personas en diversos espacios vitales (Bernardo et al., 2021; Graham et al., 2018; Isci, 2021; Khonamri & Karimabadi, 2015; Machová & Vraštilová, 2018; Nel & Brink, 2019; OECD, 2019b, 2019a, 2019c; Tse et al., 2016). Localizar, acceder, comprender y reflexionar sobre todo tipo de información es esencial para participar en la sociedad actual (OECD, 2019a). Esto es así porque esta sociedad se caracteriza por un incesante y acelerado flujo de información en un medio altamente tecnologizado (Britt et al., 2022; Romero & Papango, 2020). Entonces, las habilidades de lectura son básicas para interactuar con información escrita, rendir en contextos académicos, trabajar en instituciones privadas y/o públicas e involucrarse en la sociedad como un todo (Bernardo et al., 2021; Khamkhong, 2018; Koyuncu & Fırat, 2020; León-Islas et al., 2019; Lunrasri et al., 2022; Q. Ma & Lee, 2019; Machová & Vraštilová, 2018; Nel & Brink, 2019; OECD, 2019c; Okkinga et al., 2018; Zaccoletti et al., 2020). En general, entender el desarrollo de la alfabetización lectora en la escuela es crítico para formar eficazmente ciudadanos capacitados para enfrentar los desafíos de la nueva sociedad de la información (Rouet & Potocki, 2018).

El enfoque tradicional sobre la lectura enfatiza en la decodificación de palabras en un único documento sin abarcar el tipo de texto o las razones detrás de la lectura (Britt et al., 2022; OECD, 2019b; Rouet & Potocki, 2018). Sin embargo, los estudiantes se relacionan actualmente con múltiples textos—en formato digital y en página impresa—según necesidades de información específica (Britt et al., 2022; Mo, 2019; Rouet & Potocki, 2018). Por esto, una definición útil de alfabetización lectora debe incluir capacidades que superan la comprensión de un único texto y tomar en cuenta el uso real de la información escrita (Rouet & Potocki, 2018). En este contexto, la alfabetización lectora se define como comprender, usar, reflexionar e interactuar con información escrita para alcanzar metas personales y participar efectivamente en la sociedad (Mo, 2019; OECD, 2019b, 2019a). Este marco hace mayor hincapié en la habilidad para encontrar, comparar, contrastar e integrar información proveniente de múltiples fuentes (Mo, 2019).

Bajo este marco, formar lectores competentes no es resultado de simplemente exponer a los estudiantes a diferentes textos y actividades de lectura (Rouet & Potocki, 2018). En cambio, diversos factores escolares son esenciales para entender y planificar el

desarrollo de esta competencia. En este contexto, el clima escolar y el bienestar estudiantil han sido dos de los constructos estudiados recientemente en relación con la alfabetización lectora. El clima escolar es un constructo multidimensional que representa prácticamente todos los aspectos de la experiencia escolar (OECD, 2019e; Wang & Degol, 2016). Por su lado, el bienestar estudiantil hace referencia a las capacidades y al funcionamiento psicológico, cognitivo, social y físico que los alumnos necesitan para disfrutar de vidas felices y satisfactorias (OECD, 2017).

Existe evidencia de que el clima escolar y el bienestar estudiantil inciden en el desarrollo de la alfabetización lectora (Choque Marquez, 2021; Djambazova-Popordanoska, 2016; Fan & Williams, 2018; García-Crespo et al., 2019; Parhiala et al., 2018; Shehzad et al., 2019; Soldevilla Huayllani, 2018; Torppa et al., 2020). Generalmente, las escuelas que establecen altos estándares académicos, enfatizan en el compromiso, exhiben liderazgo eficaz y resaltan la orientación hacia los objetivos de dominio tienen estudiantes con mayor rendimiento académico (Wang & Degol, 2016). Esto sucede también en las escuelas que promueven relaciones cálidas entre estudiantes y profesores, comunicación frecuente entre escuela y padres y apreciación por la diversidad (Wang & Degol, 2016). También, la literatura previa muestra que los constructos relacionados con el bienestar estudiantil (ej., autoeficacia, sentido de vida, mentalidad de crecimiento) se asocian al desarrollo de la alfabetización lectora. Esto es así porque el bienestar estudiantil se compone de aspectos motivacionales, emocionales, intelectuales y psicológicos que afectan la totalidad de la experiencia de los alumnos en la escuela.

En este marco, la presente investigación procura identificar los factores asociados de clima escolar y bienestar estudiantil que predicen la alfabetización lectora en la escuela secundaria en América Latina. A continuación, se presentarán las definiciones de alfabetización lectora, clima escolar y bienestar estudiantil. Al mismo tiempo, se profundizará en la evidencia previa de la asociación entre estas variables. Después, se detallará la metodología propuesta para alcanzar el objetivo de la investigación. Finalmente, se presentarán los resultados obtenidos y se discutirán las implicaciones teóricas y prácticas de estos.

Alfabetización Lectora

La alfabetización lectora se define como la capacidad de entender, usar, evaluar, reflexionar e interactuar con textos para alcanzar metas propias, desarrollar el propio conocimiento y participar en la sociedad (OECD, 2019a, 2019c). Este concepto alude a un amplio conjunto de competencias lingüísticas y cognitivas que permiten procesar diversos textos y participar activamente en la comunidad (OECD, 2019a). De esta manera, la alfabetización lectora comprende la aplicación funcional de la lectura en un amplio rango de situaciones para lograr distintos objetivos (Glaesser, 2019; OECD, 2019a; Rouet & Potocki, 2018). Para interactuar con un texto, los lectores deben entender la información e integrarla con su conocimiento preexistente (Kintsch, 1988; OECD, 2019c). De este modo, existen tres procesos cognitivos que son activados cuando un lector interactúa con un texto; localizar, comprender y evaluar la información (OECD, 2019c). Estos tres procesos cognitivos se consideran un prerequisite para leer de manera eficiente, lo cual constituye uno de los avances principales en el desarrollo de la alfabetización lectora (Kuhn & Stahl, 2003).

Localizar la Información

Los estudiantes se enfrentan a más textos de los que pueden o deben procesar para cumplir sus necesidades de información específica en múltiples situaciones de lectura (Rouet & Potocki, 2018). Esto es así porque la difusión actual de la tecnología digital provocó un aumento de la cantidad de textos a los cuales las personas pueden acceder diariamente (Britt et al., 2022). Los lectores interactúan con información escrita con base a una representación cognitiva que parte de la necesidad de información y del conocimiento a priori sobre el tema (i.e., el modelo de tarea; Rouet & Potocki, 2018). Entonces, el lector evalúa y descarta la información irrelevante y elige aquellas secciones relevantes para conseguir su(s) objetivo(s) (Rouet & Potocki, 2018). Este proceso incluye la habilidad de buscar y seleccionar textos pertinentes y acceder y recuperar información dentro de un mismo texto (OECD, 2019b).

Comprender la Información

En esencia, la comprensión hace referencia a construir una representación mental del contenido del texto (OECD, 2019b). Esta representación se compone de dos procesos

principales. En primer lugar, el lector construye una representación del sentido literal del texto (OECD, 2019b). Este proceso requiere que el lector comprenda oraciones o pasajes cortos del texto (OECD, 2019b). En segundo lugar, el lector integra estos contenidos con su conocimiento previo a través de la realización de inferencias y construye una representación integrada del texto (OECD, 2019b). Estas inferencias pueden ser simples y conectivas o hacer referencia a relaciones más complejas de coherencia (OECD, 2019b).

Evaluar la Información

Los lectores competentes pueden evaluar críticamente el contenido y forma de un texto y decidir sobre la calidad y la validez de la información que leen (OECD, 2019b; Rouet & Potocki, 2018). Estos lectores pueden evaluar si la información del texto es válida, actualizada y precisa y reflexionar sobre la calidad y el estilo de la redacción (OECD, 2019b). El lector puede llevar a cabo este proceso utilizando los conocimientos previos de los cuales dispone (Rouet & Potocki, 2018). Sin embargo, cuando estos juicios de validación se hacen sobre piezas de información desconocida, los lectores deben recurrir a otros recursos para validar la información (Rouet & Potocki, 2018). Por ejemplo, los lectores competentes son capaces de identificar y evaluar las condiciones y circunstancias que rodean la producción de un texto para evaluar la información que contiene (OECD, 2019b; Rouet & Potocki, 2018).

Factores de Bienestar Estudiantil y Clima Escolar Asociados a la Alfabetización

Lectora

La literatura previa muestra que existen varios factores que se asocian al desarrollo de la alfabetización lectora. En esta línea, existe evidencia de que indicadores asociados al clima escolar predecirían la alfabetización lectora. Así mismo, algunos indicadores de bienestar psicológico y cognitivo parecen asociarse al rendimiento en lectura. Por esto, el presente proyecto se centra en los factores asociados al clima escolar y al bienestar estudiantil que predicen el rendimiento en lectura. Estos factores son categorizados y definidos tal y como los utiliza PISA (OECD, 2019e). La Tabla 1 resume los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil que son considerados en el presente trabajo.

Tabla 1

Indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil incluidos en este trabajo

Factor	Esfera	Indicador(es)
Clima Escolar	Seguridad	1. Acoso Escolar.
		2. Clima Disciplinar.
		3. Absentismo Escolar.
		4. Tardanzas.
	Enseñanza y Aprendizaje	5. Estimulación del Compromiso con la Lectura por parte de los Profesores.
		6. Instrucción Adaptativa.
		7. Enseñanza Dirigida por el Docente.
		8. Entusiasmo del Docente.
		9. Apoyo del Docente.
		10. Retroalimentación del Docente.
Comunidad Escolar	11. Cooperación y Competencia de los Estudiantes.	
	12. Sentido de Pertenencia en la Escuela.	
Bienestar Estudiantil	Bienestar Cognitivo	13. Mentalidad de Crecimiento.
		14. Disfrute de la Lectura.

Bienestar Psicológico	15. Orientación a Objetivos
	16. Motivación para Dominar las Tareas
	17. Sentimientos Positivos
	18. Satisfacción con la vida y sentido de la vida
	19. Autoeficacia
	20. Miedo al Fracaso

Clima Escolar

El clima escolar es un constructo multidimensional que refleja la calidad de las interacciones entre los distintos actores de las instituciones educativas (OECD, 2019e; Wang & Degol, 2016). Este factor comprende tanto la calidad de las interacciones dentro de las escuelas como las prácticas de los profesores en el aula (OECD, 2019e; Wang & Degol, 2016). En este sentido, la definición de clima escolar utilizada por la OECD incluye un fuerte componente asociado las prácticas pedagógicas. En términos generales, el clima escolar puede ser seguro o inseguro, cohesivo o divisivo y colaborativo o competitivo, aunque usualmente es percibido simplemente como positivo o negativo (OECD, 2019e). Existen cuatro esferas que componen el clima escolar; seguridad; enseñanza y aprendizaje; comunidad escolar; y ambiente institucional (OECD, 2019e).

Es importante aclarar el nivel y operatividad del concepto de clima escolar que recoge el presente estudio, lo cual se inserta en los debates contemporáneos sobre el concepto de clima. En las instituciones escolares, existen tres niveles de análisis para abordar los fenómenos; el nivel micro; el nivel meso; y el nivel macro (Rojas Bravo, 2013). Un microsistema hace referencia al patrón de actividades, roles y relaciones interpersonales que una persona experimenta en un entorno con características materiales particulares (Bronfenbrenner, 1987). El mesosistema abarca las interrelaciones de dos o más entornos,

mientras que el macrosistema comprende las correspondencias de los sistemas de menor orden con la subcultura o la cultura (Bronfenbrenner, 1987). El entorno estudiado, en el caso del presente estudio, es la escuela secundaria. Los indicadores de clima escolar que se recogen en el presente estudio abordan el patrón de actividades, roles y relaciones interpersonales que los alumnos tienen en la escuela. Entonces, el nivel de análisis de los indicadores de clima escolar que presenta esta investigación es el nivel micro.

En esta investigación, se utilizan medidas subjetivas de clima escolar. Esto es así porque se utilizan las percepciones de los estudiantes para evaluar el entorno de la escuela. El fundamento detrás de utilizar este tipo de medidas es que el modo en que las personas de un entorno perciben las propiedades objetivas del mismo es esencial para modelar variables psicológicas (Bronfenbrenner, 1987). Esto significa que la percepción de los estudiantes es crucial para entender el patrón de actividades, roles y relaciones interpersonales que experimentan en una escuela. Aunque existen medidas de clima escolar que no surgen de las percepciones de los estudiantes, la presente investigación solamente usa medidas que emergen de la percepción de los alumnos.

Seguridad. La esfera *seguridad* del clima escolar hace referencia a hasta qué punto los estudiantes se sienten seguros en las escuelas (Thapa et al., 2013). Esta esfera incluye la percepción de seguridad física y emocional que los miembros de la comunidad educativa tienen (Cohen et al., 2009; Thapa et al., 2013). En cuanto a la seguridad física, esta esfera incluye aspectos como reglas claramente comunicadas, respuestas claras y coherentes a las infracciones y actitudes ante la violencia (Cohen et al., 2009). El ámbito de la seguridad emocional incluye actitudes ante las diferencias individuales, respuestas ante el matoneo, confianza en las reglas de la escuela, entre otras (Cohen et al., 2009). El acoso, el clima disciplinar, la discriminación, el absentismo y las tardanzas son los indicadores de seguridad incluidos en el presente trabajo.

Acoso Escolar. Existe evidencia de que la exposición al acoso escolar está negativamente asociada al rendimiento académico (Atef, 2019; Karakus et al., 2022; Laith & Vaillancourt, 2022; Muluk et al., 2021; S. Yu & Zhao, 2021; Zhao & Yu, 2020). El acoso escolar es un tipo de abuso que hace referencia a comportamientos agresivos intencionales que suceden repetidamente en una relación interpersonal (Olweus, 1994).

Esta relación interpersonal se caracteriza porque el estudiante que es expuesto a las acciones negativas tiene dificultad para defenderse del estudiante (o el grupo) que lo acosa (Olweus, 1994). El acoso escolar puede ser físico, verbal o relacional (Björkqvist, 1994). De la misma manera, el acoso cibernético es otra forma de acoso escolar que hace referencia al daño intencionado y repetido ocasionado a través de medios electrónicos (Patchin & Hinduja, 2006). El acoso escolar se asocia al bajo rendimiento escolar porque este aumenta el absentismo, el cual impacta negativamente los procesos de alfabetización (Yu & Zhao, 2021). Así mismo, el acoso escolar se asocia al bajo rendimiento académico porque incide en el sentido de pertenencia, el entusiasmo, la participación y el compromiso de los estudiantes en la escuela (Carrasco et al., 2022; Li et al., 2020; Muluk et al., 2021; Samara et al., 2021).

Clima Disciplinar. Así mismo, existe evidencia de que el clima disciplinar tiene una asociación positiva con el desarrollo de la alfabetización lectora (Cahu & Quota, 2019; Ertem, 2021; Ho & Lau, 2018; Hu & Wang, 2022; Ma et al., 2022). El clima disciplinar hace referencia al grado en el cual los estudiantes pierden oportunidades de aprendizaje debido a comportamientos disruptivos en el aula (OECD, 2019e). Las salas de clase que tienen un mejor clima disciplinar tienen menos ruido y desorden, mayor concentración en las actividades académicas y más escucha entre los distintos actores (OECD, 2019e). En general, las aulas que tienen un mejor clima disciplinar ofrecen mejores oportunidades de enseñanza y aprendizaje para los estudiantes (OECD, 2019e). Los profesores que invierten más tiempo en el manejo del aula dedican menos tiempo a procesos de enseñanza y aprendizaje (Cahu & Quota, 2019). Así mismo, un clima disciplinar positivo facilita el desarrollo del autoconcepto del alumno respecto a su propia capacidad de lectura, lo cual promueve el rendimiento en esta área (Ma et al., 2022).

Discriminación. Existe evidencia de que un clima escolar discriminatorio se relaciona con un menor rendimiento académico (Ertem, 2021; Lee & Lee, 2021; Ulkhaq, 2022). Los profesores que promueven un clima escolar discriminatorio tienen ideas erróneas sobre la historia de grupos culturales y dicen cosas negativas sobre las personas de estos grupos. Así mismo, estos profesores culpan a otros grupos culturales de los problemas locales y tienen expectativas académicas más bajas para estudiantes de estos grupos. La

evidencia del efecto del clima escolar discriminatorio sobre el rendimiento académico se ha recogido estudiando tanto el rendimiento en lectura como el rendimiento en matemáticas (Ertem, 2021; Lee & Lee, 2021; Ulkhaq, 2022). En un contexto en el cual la migración ha aumentado dramáticamente, el respeto cultural y la diversidad en la escuela favorecen el desarrollo de los estudiantes (Ertem, 2021).

Absentismo Escolar. También, existe evidencia de que el absentismo escolar se asocia negativamente al rendimiento académico (Filippello et al., 2019; Gamazo & Martínez-Abad, 2020; Ílter, 2021; Sekiwu et al., 2020). Esto es así porque no asistir a la escuela hace que los estudiantes pierdan oportunidades significativas de aprendizaje (Ílter, 2021; OECD, 2019e). Perder estas oportunidades impacta el desarrollo académico de los alumnos que se ausentan (Ílter, 2021; OECD, 2019e). Los estudiantes que faltan a clase pueden tener dificultades académicas debido a que no entienden los temas que ya fueron enseñados (Ílter, 2021). Además, el absentismo crónico impacta negativamente a toda la clase porque altera el flujo regular de la instrucción (Wilson et al., 2008).

Tardanzas. Las tardanzas son más comunes que el absentismo, aunque parecen tener consecuencias menos serias para el desarrollo del estudiante (OECD, 2020). Sin embargo, llegar tarde repetidamente tiene efectos adversos en cada estudiante y en el ambiente de aprendizaje en la institución (OECD, 2020). Esta práctica afecta negativamente el desarrollo de los estudiantes porque hace que estos pierdan oportunidades significativas de aprendizaje (OECD, 2020). Además, la falta de puntualidad impacta negativamente a toda la clase porque también altera el flujo de la instrucción (Wilson et al., 2008). Se ha identificado que múltiples factores (ej., matoneo, falta de sentido de pertenencia a la escuela, no levantarse) pueden ser predictores de este fenómeno (OECD, 2020).

Enseñanza y Aprendizaje. Además de la seguridad, un segundo factor incluido en la definición de clima escolar es la enseñanza y el aprendizaje. En esencia, esta esfera incluye los aspectos relativos a la instrucción. Este factor hace referencia a las prácticas y comportamientos del profesor que dan forma a las experiencias de aprendizaje y promueven el desarrollo socio-emocional de los estudiantes (OECD, 2019e). Esta esfera incluye aspectos como el apoyo académico, la retroalimentación, el entusiasmo, entre otros

(OECD, 2019e). Existen varios componentes asociados a la enseñanza que podrían incidir en el desarrollo de la alfabetización lectora.

Estimulación del Compromiso con la Lectura por parte de los Profesores.

Promover el compromiso con la lectura aumenta el rendimiento en lectura de los estudiantes (Afflerbach & Harrison, 2017). Esta práctica incluye brindar objetivos relacionados con el conocimiento, relaciones entre el mundo real y la lectura, textos interesantes y la opción de escoger qué, cuándo y cómo leer (Guthrie, 2001). Estimular el compromiso con la lectura también es animar a los estudiantes a expresar su opinión, plantear preguntas que motiven la participación y mostrar las conexiones con el conocimiento previo. En general, un estudiante comprometido se esfuerza por comprender, encuentra placer al leer y confía en su propia lectura (Afflerbach & Harrison, 2017). El compromiso con la lectura se asocia al desarrollo de la alfabetización lectora porque está relacionado con la retención de contenidos específicos, la autoeficacia y la metacognición (Afflerbach & Harrison, 2017). Así mismo, percibir la clase como una clase de alta calidad—lo cual incluye percibir estimulación del compromiso con la lectura—podría motivar a los estudiantes a mejorar su lectura (Hu & Wang, 2022).

Instrucción Adaptada. Existe evidencia de que la instrucción adaptada tiene un efecto positivo en el rendimiento en lectura (Hu & Wang, 2022; İnci & Kaya, 2022; Karakus et al., 2022; Qian & Lau, 2022). En esencia, la instrucción adaptada se caracteriza por ajustar las lecciones a las necesidades y al conocimiento de los alumnos (OECD, 2019e). Los profesores que adaptan su instrucción brindan ayuda individual a los estudiantes con dificultades y ajustan la lección en los temas con los cuales el grupo tiene dificultades (OECD, 2019e). Así mismo, este enfoque enfatiza en encontrar metas de enseñanza comunes con los alumnos tomando en cuenta su conocimiento previo, sus aptitudes y sus estilos de aprendizaje específicos (Ikwumelu et al., 2015; Mostafa et al., 2018). El objetivo general de esta práctica es atraer académicamente a todos los estudiantes y mejorar su comprensión de los temas tratados (Mostafa et al., 2018).

Enseñanza Dirigida por el Docente. La literatura previa muestra que la enseñanza dirigida por el docente se asocia negativamente al rendimiento en lectura (Karaman, 2022). La enseñanza dirigida por el docente se relaciona con la medida en que un profesor tiene

ciertas prácticas específicas en el aula. De esta manera, en una lección dirigida por el docente, el profesor es quien define los objetivos de aprendizaje (OECD, 2019e). También, el docente comunica a los estudiantes lo que ellos deben aprender (OECD, 2019e). Así mismo, en este tipo de lecciones, el docente hace preguntas para comprobar si los alumnos entendieron lo enseñado y resume brevemente la lección previa al comenzar la sesión (OECD, 2019e).

Entusiasmo del Docente. La investigación previa muestra que el entusiasmo del docente mejora el rendimiento en lectura (Karakus et al., 2022). El entusiasmo del docente comprende dos dimensiones complementarias: el entusiasmo que se experimenta y el entusiasmo que se muestra (Keller et al., 2016). Por un lado, el entusiasmo experimentado hace referencia al goce que los docentes sienten mientras están enseñando (Keller et al., 2016). Por el otro lado, el entusiasmo mostrado hace referencia a comportamientos verbales y no verbales que expresan entusiasmo en la instrucción (ej. expresiones faciales, gestos ilustrativos, contacto visual con los estudiantes, entre otros; Keller et al., 2016). Se ha evidenciado que el entusiasmo del docente se asocia con el compromiso con el aprendizaje, la motivación, la voluntad de comunicarse y el disfrute de los estudiantes (Dewaele & Li, 2021; Li, 2022; Raharjanti, 2019; Sheybani, 2019; Tran & Le, 2022). Así mismo, la falta de entusiasmo del docente puede consolidar la falta de interés de los propios estudiantes por la lectura (Bernardo et al., 2021).

Apoyo del Docente. En general, los estudiantes necesitan sentir que sus docentes están comprometidos con ellos (i.e. que los adultos de la escuela los conocen y se preocupan por ellos; Klem & Connell, 2004). El apoyo de los docentes impacta positivamente las actitudes de los estudiantes, lo cual influye en el rendimiento académico de los mismos (OECD, 2019e). Igualmente, el apoyo docente se asocia con un mayor bienestar estudiantil tanto dentro de la escuela como fuera de esta (OECD, 2019e). En general, los estudiantes que se sienten apoyados por sus docentes tienen profesores que muestran interés en el aprendizaje de todos los alumnos, (OECD, 2019e). Así mismo, estos profesores dan ayuda extra cuando los estudiantes lo necesitan y continúan enseñando hasta que los alumnos entienden (OECD, 2019e).

Retroalimentación del Docente. Existe evidencia de que la retroalimentación del docente está asociada a un mejor rendimiento en lectura y en otras áreas académicas (Baliram & Ellis, 2019; Javed et al., 2020; Khine et al., 2022; Safari, 2020; Shala et al., 2021). En general, la retroalimentación hace referencia a la información que un agente (i.e., el docente) le provee al estudiante en relación con el rendimiento o la comprensión de este (Hattie & Timperley, 2007). La literatura previa muestra que la retroalimentación efectiva aclara las metas a alcanzar, el progreso que existe en relación con dichas metas y las actividades que llevarán a alcanzarlas (Hattie & Timperley, 2007). En el aula de clase, los docentes pueden retroalimentar a sus estudiantes sobre las fortalezas de estos en el tema tratado y sobre las áreas que aún se pueden mejorar (OECD, 2019e). Así mismo, los docentes dan retroalimentación a sus estudiantes diciéndoles cómo pueden aumentar su rendimiento en las áreas a mejorar (OECD, 2019e).

Comunidad Escolar. Otra dimensión global del clima escolar complementaria a seguridad y a enseñanza y aprendizaje es la comunidad escolar. La esfera de la comunidad escolar hace referencia a las relaciones que los profesores, los directores y los padres tienen dentro del entorno del colegio (OECD, 2019e). En una escuela con un clima escolar positivo, la comunidad escolar se caracteriza por tener relaciones saludables, respetuosas y cooperativas (OECD, 2019e). En general, existe evidencia de que diversos componentes de la comunidad escolar inciden en el rendimiento académico y el bienestar de los estudiantes. El presente estudio incluye indicadores de cooperación y competencia de los estudiantes, sentido de pertenencia en la escuela y participación de los padres en actividades escolares.

Cooperación y Competencia de los Estudiantes. El aprendizaje cooperativo es una práctica pedagógica que promueve la socialización y el aprendizaje y se caracteriza por actividades en las cuales los estudiantes trabajan juntos para alcanzar objetivos comunes (Gillies, 2016). En contraste, una actividad de aprendizaje competitiva se caracteriza porque se espera que los estudiantes superen a sus compañeros (Johnson & Johnson, 1974). En promedio, los estudiantes de los países que participan en PISA que reportaron más cooperación entre estudiantes tuvieron mejor rendimiento en lectura (OECD, 2019e). En una escuela con un clima escolar cooperativo, los estudiantes valoran colectivamente la cooperación y son alentados a cooperar entre sí (OECD, 2019e). En los países que

participan en PISA, la cooperación entre estudiantes es más común que la competencia (OECD, 2019e).

Sentido de Pertenencia en la Escuela. El sentido de pertenencia en la escuela hace referencia al grado en el cual los estudiantes se sienten aceptados, respetados, incluidos y apoyados por las otras personas en la institución (Goodenow & Grady, 1993). Este sentido de pertenencia se relaciona con la idea de que los seres humanos necesitan formar y mantener relaciones interpersonales significativas, duraderas y positivas (Baumeister & Leary, 1995). Un alto sentido de pertenencia en la escuela se presenta cuando un estudiante hace amigos fácilmente y siente que le agrada a sus compañeros (OECD, 2019e). Por el contrario, los estudiantes con menor sentido de pertenencia se sienten solitarios, incómodos y fuera de lugar en la institución (OECD, 2019e). El sentido de pertenencia en la escuela se relaciona con el compromiso de los estudiantes, la motivación de los estudiantes, la autoeficacia y el rendimiento académico en general (Gillen-O'Neel, 2021; Korpershoek et al., 2020).

Bienestar Estudiantil

La escuela tiene un papel esencial en el bienestar de los estudiantes de secundaria. Esto es así porque los adolescentes pasan una gran parte de su tiempo en la escuela y sus compañeros tienen un rol clave en su vida social (OECD, 2019e). En este contexto, el bienestar estudiantil hace referencia a las capacidades y al funcionamiento psicológico, cognitivo, social y físico que los alumnos necesitan para disfrutar de vidas felices y satisfactorias (OECD, 2017). El bienestar es un constructo multidimensional que comprende tanto componentes objetivos como componentes subjetivos (Alatartseva & Barysheva, 2015; OECD, 2019a). El bienestar estudiantil, a su vez, comprende 5 dimensiones: el bienestar cognitivo, el bienestar psicológico, el bienestar físico, el bienestar social y el bienestar material (Borgonovi & Pál, 2016). Sin embargo, las variables de interés en el presente proyecto solamente incluyen factores asociados a las esferas psicológica y cognitiva del bienestar estudiantil.

Bienestar Cognitivo. El bienestar cognitivo hace referencia a las habilidades que los estudiantes deben tener para participar de manera efectiva en la sociedad actual (Borgonovi & Pál, 2016; OECD, 2019e). En general, esta dimensión del bienestar alude a

elementos intelectuales y relacionados con la escuela (Govorova et al., 2020a; Pollard & Lee, 2003). Específicamente, este constructo incluye indicadores relacionados al conocimiento de los estudiantes y a las habilidades para resolver cuestiones cotidianas (Govorova et al., 2020b). También, el bienestar cognitivo contiene las creencias, actitudes y disposiciones hacia el aprendizaje y la educación, lo cual incide en el rendimiento de los alumnos (Borgonovi & Pál, 2016). Basándose en los modelos de bienestar cognitivo presentes en la literatura previa (Borgonovi & Pál, 2016; Govorova et al., 2020b), el presente estudio incluye la mentalidad de crecimiento y el disfrute de la lectura como indicadores de esta dimensión.

Mentalidad de Crecimiento. Existe evidencia de que la mentalidad de crecimiento está asociada al rendimiento académico de los estudiantes (Barbouta et al., 2020; Bernardo, 2021; Cho et al., 2021; Outes-Leon et al., 2020; Uysal & Eren, 2021; Yeager et al., 2019). La mentalidad de crecimiento hace referencia a la creencia de que la inteligencia y la habilidad pueden ser desarrolladas en el tiempo mediante esfuerzo, buenas estrategias y apoyo de otros (Dweck, 2016; Dweck & Yeager, 2019; Gouëdard, 2021). La mentalidad de crecimiento se opone a la mentalidad fija; la creencia de que la inteligencia no puede ser desarrollada y que los talentos son dones innatos (Dweck & Yeager, 2019; Gouëdard, 2021). En general, la relación entre la mentalidad de crecimiento y el rendimiento está mediada por la motivación. Por ejemplo, la mentalidad de crecimiento disminuye la carga cognitiva percibida en aulas de clase, lo cual contribuye a mejorar el aprendizaje (Xu et al., 2021). Así mismo, los estudiantes con mentalidad de crecimiento tienden a tener una mayor motivación para dominar las tareas y una mayor autoeficacia (Schleicher, 2019). De igual manera, estos estudiantes tienen objetivos de aprendizaje más ambiciosos y dan más importancia a la escuela (Schleicher, 2019).

Disfrute de la Lectura. Existe evidencia de que disfrutar la lectura predice el rendimiento en pruebas de lectura (Arıcak et al., 2023; Kılıç Depren & Depren, 2022; Tavsancil et al., 2019). Un estudiante que disfruta la lectura habla sobre libros con otras personas y tiene a la lectura como uno de sus pasatiempos favoritos (OECD, 2019e). En contraste, un estudiante que no disfruta la lectura lee sólo cuando debe hacerlo o para suplir necesidades específicas de información (OECD, 2019e). En general, los estudiantes que no

disfrutan de leer piensan que leer es una pérdida de tiempo y actúan en consecuencia (OECD, 2019e). Lógicamente, un estudiante que disfruta la lectura tiene más oportunidades de aprender a localizar información, a construir modelos de significado conjuntamente y a valorar las fuentes de información disponibles. Esto, a su vez, explica la relación positiva entre el disfrute de la lectura y el rendimiento que muestra la literatura previa.

Bienestar psicológico. Los factores psicológicos son esenciales para entender el éxito de los estudiantes (Gouëdard, 2021). En esta línea, el bienestar psicológico hace referencia a cómo los estudiantes valoran su vida, se comprometen con la escuela y fijan metas para el futuro (Borgonovi & Pál, 2016). El bienestar psicológico aumenta con la autoestima, la motivación, la resiliencia, la autoeficacia, la esperanza y el optimismo (OECD, 2017). La ansiedad, el estrés, la depresión y las percepciones distorsionadas de sí mismo y de otros, por su lado, obstaculizan un adecuado bienestar psicológico (OECD, 2017). En este contexto, la escuela tiene un rol importante en el desarrollo del bienestar psicológico porque es el ambiente en el cual un joven forma su satisfacción con la vida (OECD, 2017). Por ejemplo, demasiada presión en el entorno de aprendizaje puede disminuir el bienestar psicológico de los adolescentes (OECD, 2017). Los objetivos de aprendizaje, la motivación de dominio, los sentimientos, la satisfacción vital, la autoeficacia y el miedo al fracaso son los indicadores del bienestar psicológico incluidos en este estudio.

Objetivos de Aprendizaje. Las expectativas de los estudiantes respecto a su propio aprendizaje son parte del bienestar psicológico (Govorova et al., 2020b). En esta línea, este indicador refleja las ambiciones que los estudiantes tienen sobre aprender (Govorova et al., 2020b). Esta dimensión revela cuánto los objetivos del estudiante son aprender tanto como sea posible, dominar el material de clase y entender completamente el contenido de las lecciones (Govorova et al., 2020b; OECD, 2019e). Los datos de PISA muestran que los estudiantes que tienen objetivos de aprendizaje más ambiciosos tienden a tener mejores puntuaciones en matemáticas, lectura y ciencias (Gouëdard, 2021). Esto podría ser explicado porque los objetivos de aprendizaje se asocian positivamente a la motivación para dominar las tareas (Govorova et al., 2020b).

Motivación para Dominar las Tareas. Existe evidencia de que la motivación de los alumnos para dominar las tareas se relaciona positivamente con el rendimiento escolar (Gajderowicz & Jakubowski, 2022). Esta motivación se refiere a cuánto los estudiantes obtienen satisfacción personal por esforzarse (Thomson, 2021). Entonces, los estudiantes con una alta motivación para dominar las tareas persisten hasta que la tarea que iniciaron está terminada (OECD, 2019e; Thomson, 2021). Así mismo, estos estudiantes disfrutan al mejorar sus resultados anteriores y prefieren trabajar por dominar un tema antes que pasar a algo en lo cual ya son buenos (OECD, 2019e; Thomson, 2021). La motivación para dominar las tareas es importante para entender el desarrollo de la alfabetización lectora porque aprender a leer es una tarea desafiante que requiere motivación y persistencia (Thomson, 2021). En esta línea, la literatura previa muestra que la motivación para dominar las tareas está asociada a la orientación por objetivos y la resiliencia estudiantil (Govorova et al., 2020b).

Sentimientos Positivos. Existe evidencia de que la presencia de emociones positivas en el día a día de los estudiantes tiene una relación positiva con el rendimiento académico (Carmona-Halty et al., 2021; Datu & King, 2018). Estas emociones incluyen felicidad, ánimo, orgullo, alegría y jovialidad (OECD, 2019e). Las emociones negativas, por su lado, incluyen miedo, desdicha, susto y tristeza (OECD, 2019e). Las emociones positivas incrementan el capital psicológico y el compromiso académico, los cuales contribuyen a mejorar el rendimiento en la escuela (Carmona-Halty et al., 2021). Así mismo, se ha reportado que los estudiantes que reportan frecuentemente emociones negativas participan menos en las actividades escolares relevantes, lo cual incide negativamente en su rendimiento académico (Datu & King, 2018).

Satisfacción con la Vida y Sentido de la Vida. Existe evidencia de que el sentido de la vida está asociado a un mejor rendimiento académico (Ji, 2019; Lo & Ip, 2022). Los estudiantes con mayor sentido de la vida sienten que su vida tiene un claro sentido o propósito (OECD, 2019e). También, estos estudiantes están satisfechos con el significado de la vida que descubrieron (OECD, 2019e). La satisfacción con la vida se relaciona con la evaluación general que los estudiantes hacen sobre sus vidas (OECD, 2019e). En general,

los estudiantes pueden esforzarse por dar lo mejor de sí mismos cuando se sienten felices y tienen un fuerte sentido de propósito en sus vidas (OECD, 2019e).

Autoeficacia. La autoeficacia percibida hace referencia a la convicción de la propia capacidad de ejecutar el comportamiento requerido para producir cierto resultado (Bandura, 1977). Existe evidencia de que este constructo está asociado al desarrollo de la alfabetización lectora (Hornstra et al., 2016; Isci, 2021; Polderdijk, 2020; Ruegg, 2018; Uysal & Eren, 2021; Yang et al., 2018; Yu & Hu, 2022). Esto se enmarca en la idea general de que las creencias de los estudiantes sobre sus propias capacidades como lectores influyen en su rendimiento real en lectura (Peura et al., 2021). Esto es así porque los comportamientos motivados (ej., conductas de aprendizaje) son orientados a objetivos y mantenidos según cuánto la persona confía en su capacidad para completar la tarea (Hornstra et al., 2016). Se sugiere que la autoeficacia percibida influye en el rendimiento porque aumenta las conductas de afrontamiento y el esfuerzo en el proceso de aprendizaje (Bandura, 1977; Ruegg, 2018).

Miedo al Fracaso. Existe evidencia de que el miedo al fracaso está relacionado con la alfabetización lectora y con el rendimiento académico en general (Anoita et al., 2020; Koyuncu & Firat, 2020; Moyano et al., 2020, p.; OECD, 2019e; Uysal & Eren, 2021). Los estudiantes con mayor miedo al fracaso se caracterizan por lo que piensan y sienten cuando fallan. Cuando fallan, estos estudiantes se preocupan por lo que otros piensan de ellos, sienten miedo de no tener el talento suficiente y dudan de sus planes para el futuro (OECD, 2019e). En general, los estudiantes con mayor miedo al fracaso tienden a tener mejores puntuaciones en lectura, pero tienden a reportar menor satisfacción con la vida (OECD, 2019e). Así mismo, el miedo al fracaso está estrechamente relacionado con la autoeficacia; una menor autoeficacia tiende a aumentar el miedo a enfrentar algunas tareas (OECD, 2019e).

Crisis de Replicabilidad y Aprendizaje Automático en Investigación Educativa

En los últimos años, múltiples investigadores han señalado la llamada crisis de la replicación en la investigación psicológica y educativa (Cantley, 2023; Makel et al., 2019; Van Lissa, 2022; Wiliam, 2022). Esta crisis hace referencia a la dificultad de producir resultados fiables, consistentes y reproducibles en distintos contextos e investigaciones

(Cantley, 2023; Makel et al., 2019). Esta falta de replicabilidad es particularmente saliente en educación (Wiliam, 2022). En primer lugar, los tamaños del efecto relevantes para la política pueden ser sorprendentemente pequeños (Wiliam, 2022). En segundo lugar, los datos suelen tener un grado considerable de agrupación, lo cual aumenta las escuelas necesarias para demostrar efectos educativos importantes (Wiliam, 2022).

El uso de Aprendizaje Automático para explorar los datos disponibles ha sido propuesto como una técnica para solucionar la crisis de replicabilidad en ciencias sociales (Van Lissa, 2022). El Aprendizaje Automático es un término que agrupa métodos que aprenden patrones de los datos a través de construcción automatizada de modelos (Van Lissa, 2022). La relación entre explorar datos con Aprendizaje Automático y reproducibilidad se basa en que la falta de “buenas teorías” es una de las explicaciones probables de la crisis de replicabilidad (Van Lissa, 2022). En general, la formación de teorías sólidas necesita investigación exploratoria (inductiva) robusta, lo cual se enmarca en el “ciclo empírico” de la producción de conocimiento acumulativo (Van Lissa, 2022). El Aprendizaje Automático permite explorar más rigurosamente los datos y, por lo tanto, tiene el potencial para contribuir al avance de la formación de teorías en la investigación educativa (Van Lissa, 2022).

Usar Aprendizaje Automático para explorar conjuntos de datos permite tener en cuenta un gran número de predictores (Van Lissa, 2022). Esto es una ventaja para explorar los datos existentes por dos razones. En primer lugar, una buena teoría explicativa toma en cuenta todas las causas alternativas (Van Lissa, 2022). En segundo lugar, una buena teoría explicativa incorpora, como mínimo, las causas más importantes de la variable dependiente de interés (Van Lissa, 2022). Esto se puede lograr comparando la importancia que distintos posibles predictores tienen en el mismo modelo para evaluar su utilidad relativa (Van Lissa, 2022).

Además, múltiples métodos de Aprendizaje Automático pueden incluir efectos complejos en sus modelos (Van Lissa, 2022). Estos efectos incluyen efectos no lineales e interacciones entre distintas variables (Van Lissa, 2022). Esta complejidad es esencial para entender las relaciones entre las variables de interés en investigaciones educativas. Sin embargo, no es común que las teorías educativas den cuenta de efectos complejos e

interacciones no lineales. Por esta razón, el modelo escogido para esta investigación captura eficientemente efectos no lineales e interacciones complejas (Sheetal et al., 2020).

Objetivos e Hipótesis de Investigación

Teniendo en cuenta las consideraciones expuestas, el objetivo de este estudio fue identificar los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil predictores de la alfabetización lectora en las pruebas PISA. Como se explicará más adelante, las hipótesis del estudio fueron generadas a través de la aplicación de un modelo de Aprendizaje Automático a una porción de los datos. Se partió del supuesto de que algunos indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil predicen la alfabetización lectora en las pruebas PISA. A continuación, se presentará la metodología utilizada para cumplir el objetivo del estudio. Se especificará la muestra del estudio, las variables escogidas y el plan de análisis de los datos de PISA. Se detallará el procedimiento mediante el cual se utilizaron los datos para identificar los indicadores predictores de la alfabetización lectora.

Metodología

En esta sección, se detallará la metodología que se siguió para identificar los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil predictores de la alfabetización lectora en PISA 2018. Se analizaron los datos de 75622 estudiantes que tomaron el PISA 2018 en 10 países de América Latina. Se incluyeron indicadores de bienestar estudiantil y clima escolar según la revisión de literatura expuesta anteriormente. Para cada indicador incluido en el modelo, existe literatura previa que indica que se asocia a la alfabetización lectora. Se utilizó un perceptrón multicapa con la mitad de los datos disponibles para generar hipótesis sobre los predictores de la alfabetización lectora. Estas hipótesis fueron probadas con modelos de regresión paramétrica aplicados usando los datos que no fueron usados en la fase de generación de hipótesis. El presente proyecto de investigación obtuvo el aval ético del Comité de Ética de la Facultad de Ciencias Humanas de la Universidad Nacional de Colombia.

Datos

El análisis del presente estudio estuvo basado en los datos recogidos en el PISA 2018 en América Latina. PISA es un estudio trienal cuyo objetivo es evaluar las habilidades y conocimientos que los estudiantes de 15 años necesitan para participar activamente de la

sociedad (OECD, 2019c). PISA evalúa las áreas de matemáticas, ciencias y lectura, aunque el enfoque principal de la ronda de 2018 fue la lectura (OECD, 2019c). La ventaja de utilizar la base de datos de PISA es que esta contiene múltiples medidas contextuales que permiten estudiar a fondo los factores relacionados al rendimiento escolar (Govorova et al., 2020b). En 2018, alrededor de 600000 estudiantes entre 15 y 16 años de 79 países y economías distintas tomaron el examen PISA (OECD, 2019c). La Tabla 2 presenta los países incluidos en el análisis del presente estudio y la cantidad de estudiantes que respondieron el examen en cada uno.

Tabla 2

Distribución de la Muestra por País

Abreviación	País	Número de estudiantes
ARG	Argentina	11975
BRA	Brasil	10691
CHL	Chile	7621
COL	Colombia	7522
CRI	Costa Rica	7221
DOM	República Dominicana	5674
MEX	México	7299
PAN	Panamá	6270
PER	Perú	6086
URY	Uruguay	5263

Nota. Tabla de elaboración propia.

El 51.06% de los estudiantes de esta muestra se identifican con el género femenino. Mientras tanto, el 48.93% de los alumnos de la muestra se identifican con el género masculino. Todos los estudiantes de la muestra nacieron en 2002 o en 2003. Esto implica que todos los participantes analizados tenían entre 15 y 16 años al tomar PISA en 2018. No se presenta la edad exacta de los participantes debido a que esto implicaría calcular la edad de cada uno según la fecha precisa de presentación del examen.

Variables

Se eligieron las variables a incluir en el análisis de datos del presente estudio con base a la revisión teórica presentada anteriormente. Las variables dependientes son los 10 valores plausibles del rendimiento en lectura (PV1READ a PV10READ). Estos valores plausibles son una medida de alfabetización lectora que engloba los subprocesos de la lectura. Los valores plausibles son calculados porque no es posible observar directamente el rendimiento, así que es necesario inferirlo con base a las respuestas a los ítems (Ulkhay, 2022). PISA usa una metodología de imputación para inferir el rendimiento de los estudiantes (Ulkhay, 2022). Entonces, los valores plausibles son una selección de las aptitudes probables de los alumnos que alcanzaron cada puntuación (Ulkhay, 2022).

Los valores plausibles son una representación del rango de habilidades que un estudiante podría tener tomando en cuenta las respuestas del alumno a los ítems de la prueba (Wu, 2005). En esta línea, se estima un rango de valores plausibles para la habilidad de un estudiante (Wu, 2005). Esto se hace en vez de obtener un único punto que dé cuenta de esta habilidad (Wu, 2005). Los valores plausibles son extracciones aleatorias de esta distribución (i.e. la distribución posterior; OECD, 2009; Wu, 2005). En el presente estudio, se incluyeron los 10 valores plausibles como variables dependientes en las dos fases del análisis de datos. Estos son todos los valores plausibles disponibles en los datos de PISA 2018.

Las variables independientes—o predictoras—se organizan según las dimensiones más generales de clima escolar y bienestar estudiantil. Entonces, las variables predictoras incluyen indicadores de seguridad, enseñanza y aprendizaje y comunidad escolar. Así mismo, indicadores de bienestar psicológico y cognitivo se incluyen en el presente análisis. En el presente estudio, todas las variables predictoras presentadas a continuación se incluyeron en la primera fase del análisis de datos. Sin embargo, solamente algunas de estas variables fueron incluidas en la segunda fase del análisis de datos.

Clima Escolar

Como se mencionó anteriormente, el clima escolar refleja la calidad de las interacciones entre los distintos actores de las instituciones educativas (OECD, 2019e; Wang & Degol, 2016). En esta línea, el clima escolar incluye las prácticas de los profesores

en el aula (OECD, 2019e; Wang & Degol, 2016). En términos generales, el clima escolar puede ser seguro o inseguro, cohesivo o divisivo y colaborativo o competitivo (OECD, 2019e). Sin embargo, el clima escolar usualmente es percibido simplemente como positivo o negativo (OECD, 2019e). Para caracterizar el clima escolar, se incluyeron indicadores de seguridad, enseñanza y aprendizaje y comunidad escolar.

Seguridad. Como se mencionó anteriormente, la seguridad hace referencia al grado en el cual los estudiantes se sienten seguros en las escuelas (Thapa et al., 2013). Esta dimensión incluye tanto la seguridad física como la seguridad emocional. En esta línea, los indicadores de acoso escolar (BEINGBULLIED), clima disciplinar (DISCLIMA), absentismo (ST062Q02TA; ST062Q01TA) y tardanzas (ST062Q03TA) son los indicadores de seguridad que se incluyen en el presente reporte. Estos indicadores fueron derivados a partir de las respuestas de los estudiantes que tomaron el PISA 2018 al cuestionario para alumnos. Algunos de estos indicadores son numéricos continuos, mientras que otros son variables categóricas.

Acoso Escolar. El acoso escolar es un tipo de abuso que incluye comportamientos agresivos intencionales que suceden repetidamente en una interacción en la cual la víctima tiene dificultad para defenderse del acosador (Olweus, 1994). En esta línea, el índice de exposición al acoso escolar fue construido preguntando por las experiencias de los estudiantes en el año previo a tomar PISA (OECD, 2019e). Estas experiencias incluyen tanto las experiencias en la escuela como las experiencias en redes sociales relacionadas con la escuela (OECD, 2019e). Los estudiantes reportaron qué tan frecuentemente (“nunca o casi nunca”, “algunas veces en el año”, “algunas veces en el mes”, “una vez a la semana o más”) experimentaron las siguientes situaciones; “Otros estudiantes me excluyeron a propósito”; “Otros estudiantes se burlaron de mí”; y “Fui amenazado por otros estudiantes” (OECD, 2019e). Las respuestas a estos ítems fueron usadas para construir el índice de exposición al acoso (BEINGBULLIED), en el cual los valores positivos indican una mayor exposición al acoso (OECD, 2019e). En este índice, el promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Clima Disciplinar. El clima disciplinar hace referencia al grado en el cual los estudiantes pierden oportunidades de aprendizaje debido a comportamientos disruptivos en el aula (OECD, 2019e). En PISA 2018, el índice de Clima Disciplinar (DISCLIMA) fue construido preguntándole a los estudiantes por sus experiencias en sus clases de lenguaje (OECD, 2019e). Los estudiantes reportaron qué tan frecuentemente (“todas las lecciones”, “la mayoría de lecciones”, “algunas lecciones”, “nunca o casi nunca”): “Los estudiantes no escuchan lo que dice el profesor”; “Hay ruido y desorden”; “El profesor tiene que esperar mucho tiempo para que los alumnos se calmen”; “Los estudiantes no pueden trabajar bien”; y “Los alumnos no empiezan a trabajar hasta mucho después de empezar la clase” (OECD, 2019e). Los valores positivos en este índice señalan un mejor clima disciplinar en las clases de lengua (OECD, 2019e). En este índice, el promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Clima Escolar Discriminatorio. En general, la medida del clima escolar discriminatorio se relaciona con si los alumnos perciben que sus profesores tienen comportamientos y creencias discriminatorias (Baysu et al., 2023). La idea detrás de este indicador es indagar si los estudiantes perciben que sus profesores tratan a los estudiantes de todos los grupos culturales con igual respeto (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.). Entonces, PISA 2018 preguntó sobre las percepciones de los alumnos respecto a algunos comportamientos y actitudes de sus profesores. Los alumnos que tomaron el PISA 2018 reportaron si las siguientes afirmaciones se aplican a sus profesores (“A ninguno o casi ninguno de ellos”, “A algunos de ellos”, “A la mayoría de ellos”, “A todos o casi todos”); “Tienen ideas erróneas sobre la historia de algunos grupos culturales”; “Dicen cosas negativas sobre la gente de algunos grupos culturales”; “Culpan a las personas de algunos grupos culturales de los problemas que tiene <país de la prueba>”; y “Tienen menores expectativas académicas para los estudiantes de algunos grupos culturales” (Baysu et al., 2023). Las respuestas a estos ítems van del 1 (ninguno o casi ninguno) a 4 (todos o casi todos; Baysu et al., 2023).

Absentismo Escolar. No asistir a la escuela afecta negativamente el rendimiento académico. Esto es así porque el ausentismo hace que los estudiantes pierdan oportunidades significativas de aprendizaje (Ílter, 2021; OECD, 2019e). En PISA 2018, los estudiantes reportaron si habían saltado clase (ST062Q02TA) en las dos semanas previas al examen. También, los estudiantes reportaron si habían saltado días de escuela (ST062Q01TA) al menos una vez en las dos semanas previas a tomar el examen (OECD, 2019e). De esta manera, las respuestas a estos ítems fueron incluidas en el análisis de datos del presente estudio.

Tardanza. Llegar tarde a clase tiene efectos adversos en cada estudiante y en el ambiente de aprendizaje en la institución (OECD, 2020). En general, esta práctica afecta negativamente el desarrollo de los estudiantes. Esto es así porque llegar tarde a clase hace que los alumnos pierdan oportunidades significativas de aprendizaje (OECD, 2020). En PISA 2018, los estudiantes reportaron qué tan frecuentemente habían llegado tarde a la escuela en las dos semanas previas al PISA 2018 (OECD, 2019e). De esta manera, las respuestas a este ítem (ST062Q03TA) fueron incluidas en el análisis de datos del presente estudio.

Enseñanza y Aprendizaje. Como se mencionó anteriormente, la esfera de enseñanza y aprendizaje incluye los aspectos relativos a la instrucción en el aula. Este factor hace referencia a las prácticas y comportamientos del profesor que dan forma a las experiencias de aprendizaje y promueven el desarrollo socio-emocional de los estudiantes (OECD, 2019e). El presente estudio incluye los indicadores de prácticas y comportamientos del profesor según lo reportado por los estudiantes. Estos indicadores son derivados de las respuestas de los estudiantes del PISA 2018 al cuestionario de estudiantes. Entonces, el presente reporte incluye indicadores de la estimulación del compromiso con la lectura (STIMREAD), la instrucción adaptativa/dirigida por el docente (ADAPTIVITY; DIRINS), el entusiasmo (TEACHINT), el apoyo (TEACHSUP) y la retroalimentación (PERFEED).

Estimulación del Compromiso con la Lectura. Estimular el compromiso con la lectura incluye brindar objetivos relacionados con el conocimiento, relaciones con el mundo real, textos interesantes y la opción de escoger qué, cuándo y cómo leer (Guthrie,

2001). En PISA 2018, los estudiantes reportaron qué tan frecuentemente ("nunca o casi nunca", "en algunas lecciones", "en la mayoría de las lecciones", "en todas las lecciones") las siguientes situaciones suceden en sus clases de lenguaje: "El profesor anima a los alumnos a expresar su opinión sobre un texto"; "El profesor ayuda a los alumnos a relacionar las historias que leen con sus vidas"; "El profesor muestra a los alumnos cómo la información de los textos nutre lo que ya saben"; y "El profesor plantea preguntas que motivan a los alumnos a participar activamente" (OECD, 2019d). Las respuestas a estas preguntas fueron combinadas para crear el índice de Estimulación del Compromiso con la Lectura por parte de los profesores (STIMREAD). En este índice, los valores positivos señalan que los estudiantes perciben que sus profesores estimulan más su compromiso con la lectura (OECD, 2019d). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Instrucción Adaptada. La instrucción adaptada se caracteriza por ajustar las lecciones a las necesidades y al conocimiento de los alumnos (OECD, 2019e). El índice de Instrucción Adaptada (ADAPTIVITY) mide qué tanto los profesores ajustan sus clases a las características específicas de sus estudiantes. En PISA 2018, los estudiantes reportaron la frecuencia de ciertas prácticas de sus profesores de lenguaje en una escala Likert de 4 puntos ("nunca o casi nunca", "en algunas lecciones", "en la mayoría de las lecciones", "en todas las lecciones"). Los ítems que fueron usados para construir este índice fueron: "El profesor adapta la lección a las necesidades y conocimientos de mi clase", "El profesor proporciona ayuda individual cuando un alumno tiene dificultades para comprender un tema o una tarea" y "El profesor cambia la estructura de la lección sobre un tema que a la mayoría de los alumnos les resulta difícil de entender" (OECD, 2019e). En este índice, los valores positivos señalan que el estudiante percibe que sus lecciones de lenguaje son más adaptadas a su clase (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). A excepción de Argentina, Colombia, República Dominicana y Panamá, la

consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en este estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Enseñanza Dirigida por el Docente. La enseñanza dirigida por el docente se relaciona con la medida en que un profesor controla los objetivos de aprendizaje y el flujo de la instrucción. El Índice de Enseñanza Dirigida por el Docente (DIRINS) mide este constructo. En PISA 2018, los estudiantes reportaron la frecuencia de ciertas prácticas de sus profesores de lenguaje en una escala Likert de 4 puntos (“nunca o casi nunca”, “en algunas lecciones”, “en la mayoría de las lecciones”, “en todas las lecciones”). Los ítems que fueron usados para construir este índice fueron: “El profesor establece objetivos claros para nuestro aprendizaje”, “El profesor hace preguntas para comprobar si hemos entendido lo que se ha enseñado”, “Al principio de una lección, el profesor presenta un breve resumen de la lección anterior” y “El profesor nos dice lo que tenemos que aprender” (OECD, 2019e). En el índice DIRINS, los valores positivos indican que los estudiantes perciben que sus docentes usan este tipo de prácticas más frecuentemente (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.). A excepción de Panamá, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en este estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Entusiasmo del Docente. El entusiasmo del docente hace referencia al goce que los profesores sienten al enseñar y a los comportamientos verbales y no verbales que expresan este goce durante la instrucción (Keller et al., 2016). El Índice de Entusiasmo del Profesor (TEACHINT) mide el entusiasmo docente que los estudiantes perciben. En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“totalmente de acuerdo”, “de acuerdo”, “en desacuerdo”, “totalmente en desacuerdo”) con las siguientes afirmaciones: “Tenía claro que al profesor le gustaba enseñarnos”, “El entusiasmo del profesor me inspiró”, “Estaba claro que al profesor le gusta tratar el tema de la lección” y “El profesor demostró que disfrutaba enseñando” (OECD, 2019e). Estas afirmaciones se referían a las dos últimas clases de lenguaje antes de tomar el PISA 2018. En este índice, valores positivos señalan un mayor entusiasmo percibido por los estudiantes (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación

estándar es 1 (OECD, 2019e). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Apoyo del Docente. Los docentes que apoyan a sus estudiantes se interesan por el aprendizaje de todos, dan ayuda extra cuando un alumno la necesita y continúan enseñando hasta que todos entienden (OECD, 2019e). En PISA 2018, los estudiantes reportaron la frecuencia (“todas las lecciones”, “la mayoría de las lecciones”, “algunas lecciones”, “nunca o casi nunca”) de algunas situaciones en sus lecciones de lenguaje. Estas situaciones fueron: “El profesor muestra interés por el aprendizaje de cada alumno”, “El profesor da ayuda extra cuando los alumnos lo necesitan”, “El profesor ayuda a los estudiantes con su aprendizaje” y “El profesor sigue enseñando hasta que los alumnos comprenden” (OECD, 2019e). Las respuestas a estos ítems fueron combinadas para crear el índice de Apoyo del Docente (TEACHSUP). En este índice, los valores positivos indican que los estudiantes perciben que el docente de lenguaje los apoya más frecuentemente (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos buena (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Retroalimentación del Docente. La retroalimentación del docente hace referencia a la información que este le provee al estudiante en relación con su rendimiento y su comprensión (Hattie & Timperley, 2007). En PISA 2018, la retroalimentación del docente se midió preguntándole a los estudiantes qué tan frecuentemente su docente de lenguaje les brindaba información sobre su rendimiento. Entonces, los estudiantes reportaron qué tan frecuentemente (“nunca o casi nunca”, “algunas lecciones”, “muchas lecciones”, “todas o casi todas las lecciones”): “El profesor me da información sobre mis puntos fuertes en esta asignatura”, “El profesor me dice en qué áreas puedo mejorar todavía” y “El profesor me dice cómo puedo mejorar mi rendimiento” (OECD, 2019e). Los valores positivos en este índice (PERFEED) señalan que los estudiantes perciben que su profesor de lenguaje los retroalimenta más frecuentemente (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación

estándar es 1 (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Comunidad Escolar. Como se mencionó anteriormente, la comunidad escolar hace referencia a las relaciones que los profesores, los directores y los padres tienen dentro del entorno del colegio (OECD, 2019e). En una escuela con un clima escolar positivo, la comunidad escolar se caracteriza por tener relaciones saludables, respetuosas y cooperativas (OECD, 2019e). Los indicadores de la calidad de las relaciones dentro del colegio que se incluyen en el presente reporte son derivados de las respuestas de los estudiantes en PISA 2018. Es decir, las medidas de comunidad escolar que se incluyen en el presente estudio hacen referencia a la comunidad escolar según la percepción de los alumnos. En este reporte, se incluyen medidas de cooperación/competencia estudiantil (PERCOOP, PERCOMP) y sentido de pertenencia en la escuela (BELONG).

Cooperación de los Estudiantes. En una escuela con un clima escolar cooperativo, los estudiantes valoran colectivamente la cooperación y son alentados a cooperar entre sí (OECD, 2019e). En PISA 2018, los estudiantes respondieron qué tanto concordaban (“nada cierto”, “ligeramente cierto”, “muy cierto”, “extremadamente cierto”) con las siguientes afirmaciones sobre su escuela: “Los estudiantes parecen valorar la cooperación”, “Parece que los estudiantes cooperan entre sí” y “Los estudiantes parecen compartir la sensación de que la cooperación entre ellos es importante” (OECD, 2019e). Estas respuestas fueron combinadas para crear el Índice de Cooperación Estudiantil (PERCOOP). En este índice, los valores positivos indican una mayor cooperación estudiantil percibida (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). En todos los países incluidos en el presente estudio, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos buena (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Competencia de los Estudiantes. En una escuela con un clima escolar competitivo, los estudiantes valoran colectivamente la competencia y son alentados a competir entre sí (OECD, 2019e). En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“nada cierto”, “ligeramente cierto”, “muy cierto”, “extremadamente cierto”) con algunas

afirmaciones sobre su escuela. Estas afirmaciones fueron: “Los estudiantes parecen valorar la competencia”, “Parece que los estudiantes compiten entre sí” y “Los estudiantes parecen compartir la sensación de que competir entre ellos es importante” (OECD, 2019e). Las respuestas a estos ítems fueron combinadas para crear el Índice de Competencia Estudiantil (PERCOMP). En este índice, los valores positivos señalan una mayor competencia percibida por los estudiantes (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Sentido de Pertenencia en la Escuela. El sentido de pertenencia en la escuela hace referencia al grado en el cual los estudiantes se sienten aceptados, respetados, incluidos y apoyados por las otras personas en la institución (Goodenow & Grady, 1993). En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“totalmente en desacuerdo”, “en desacuerdo”, “de acuerdo”, “totalmente de acuerdo”) respecto a algunas afirmaciones sobre su escuela diseñadas para capturar su sentido de pertenencia en la institución. Estas afirmaciones fueron: “Me siento como un extraño (o que me dejan fuera de las cosas) en la escuela”, “Hago amigos fácilmente en la escuela”, “Siento que pertenezco a la escuela”, “Me siento incómodo y fuera de lugar en mi escuela”, “Otros estudiantes parecen apreciarme” y “Me siento solo en la escuela” (OECD, 2019e). Las respuestas a estos ítems fueron combinadas para crear el Índice de Sentido de Pertenencia (BELONG). En este índice, los valores positivos reflejan un mayor sentido de pertenencia en la escuela (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Bienestar Estudiantil

Como se mencionó anteriormente, el bienestar estudiantil hace referencia a las capacidades y al funcionamiento psicológico, cognitivo, social y físico que los estudiantes

necesitan para tener vidas felices y satisfactorias (OECD, 2017). Indicadores de bienestar cognitivo y bienestar psicológico se incluyen en el presente estudio. Se incluyen la mentalidad de crecimiento (ST184Q01HA) y el disfrute de la lectura (JOYREAD) como medidas del bienestar cognitivo. Así mismo, PISA 2018 midió la orientación a objetivos (MASTGOAL), la motivación para dominar las tareas (WORKMAST), los sentimientos positivos (SWBP), la satisfacción con la vida (EUDMO), la autoeficacia (RESILIENCE) y el miedo al fracaso (GFOFAIL). Estos son los indicadores de bienestar psicológico que serán detallados más adelante.

Bienestar Cognitivo. Como se detalló previamente, el bienestar cognitivo alude a las habilidades y el conocimiento que los estudiantes necesitan para resolver cuestiones cotidianas (Govorova et al., 2020a; Pollard & Lee, 2003). Además, el bienestar cognitivo incluye las creencias sobre las capacidades personales en el tema de interés (ej., ciencia, lectura). Estas creencias contienen algunas de las actitudes y disposiciones hacia el aprendizaje que inciden en el rendimiento y en la experiencia en la escuela que los alumnos tienen (Borgonovi & Pál, 2016). Entonces, la mentalidad de crecimiento (ST184Q01HA) y el disfrute de la lectura (JOYREAD) se incluyen en el presente estudio como indicadores del bienestar cognitivo (Borgonovi & Pál, 2016; Govorova et al., 2020b). Esto se basa en los modelos de bienestar estudiantil descritos en la literatura previa (Borgonovi & Pál, 2016; Govorova et al., 2020b).

Mentalidad de Crecimiento. Las personas con mentalidad de crecimiento creen que la inteligencia y la habilidad pueden ser desarrolladas en el tiempo mediante esfuerzo, buenas estrategias y apoyo de otros (Dweck, 2016; Dweck & Yeager, 2019; Gouëdard, 2021). En PISA 2018, la mentalidad de crecimiento fue medida preguntándole a los estudiantes sobre sus creencias sobre la inteligencia. Entonces, los estudiantes que tomaron el PISA 2018 respondieron si estaban de acuerdo (1 = "totalmente en desacuerdo", 4= "totalmente de acuerdo") con la siguiente afirmación: "Tu inteligencia es algo de ti que no puedes cambiar mucho" (ST184Q01HA; OECD, 2019e). Estar en desacuerdo con dicha proposición se considera un precursor de la mentalidad de crecimiento. Por esta razón, los estudiantes que no concuerdan con esta afirmación tienen una mentalidad de crecimiento más fuerte (Gouëdard, 2021; OECD, 2019e).

Disfrute de la Lectura. El disfrute de la lectura es una de las dimensiones de la motivación por la lectura y se relaciona con el placer con el cual un estudiante lee (Şuteu et al., 2021). En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“totalmente en desacuerdo”, “en desacuerdo”, “de acuerdo”, “totalmente de acuerdo”) con algunas afirmaciones respecto a la lectura y a su relación con la misma. Estas afirmaciones fueron: “Sólo leo si tengo que hacerlo”; “Leer es uno de mis pasatiempos favoritos”; “Me gusta hablar de libros con otra gente”; “Para mí, leer es una pérdida de tiempo”; y “Sólo leo para obtener la información que necesito” (OECD, 2019e). Las respuestas a estos ítems fueron usadas para crear el índice del Disfrute de la Lectura (JOYREAD). En este índice, los valores positivos reflejan un mayor disfrute de la lectura (OECD, 2019e). A excepción de República Dominicana, la consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en este estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Bienestar Psicológico. Como se mencionó anteriormente, el bienestar psicológico se relaciona con cómo los estudiantes valoran su vida, se comprometen con la escuela y fijan metas para el futuro (Borgonovi & Pál, 2016). En este estudio, se incluyen indicadores de objetivos de aprendizaje (MASTGOAL), motivación para dominar las tareas (WORKMAST), sentimientos (SWBP), satisfacción con la vida (EUDMO), autoeficacia (RESILIENCE) y miedo al fracaso (GFOFAIL). En general, estas variables evalúan la satisfacción vital, el sentido de la vida, las emociones y los estados de ánimo de los estudiantes (Govorova et al., 2020b). Todos estos indicadores fueron derivados a partir de las respuestas de los alumnos a preguntas sobre su experiencia en la escuela y fuera de ella. Todas las preguntas usadas para derivar estos indicadores se encuentran en el cuestionario de estudiantes de PISA 2018.

Objetivos de Aprendizaje. Los objetivos de aprendizaje se relacionan con cuánto los objetivos del estudiante son aprender lo más posible, dominar el material de clase y entender completamente el contenido de las lecciones (Govorova et al., 2020b; OECD, 2019e). Entonces, los estudiantes que tomaron el PISA 2018 respondieron qué tanto concordaban (“nada cierto para mí”, “ligeramente cierto para mí”, “moderadamente cierto para mí”, “muy cierto para mí”, “extremadamente cierto para mí”) con algunas

afirmaciones sobre sus ambiciones respecto a aprender. Estas afirmaciones fueron: “Mi objetivo es aprender lo máximo posible”; “Mi objetivo es dominar completamente el material presentado en mis clases”; y “Mi objetivo es comprender el contenido de mis clases tan a fondo como sea posible” (OECD, 2019e). Las respuestas a estas afirmaciones fueron combinadas para construir el índice de Objetivos de Aprendizaje (MASTGOAL). En este índice, los valores positivos reflejan que el estudiante tiene objetivos de aprendizaje más ambiciosos (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos buena en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Motivación para Dominar las Tareas. La motivación para dominar las tareas se refiere a cuánto los estudiantes obtienen satisfacción personal por esforzarse en contextos académicos (Thomson, 2021). En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“totalmente en desacuerdo”, “en desacuerdo”, “de acuerdo”, “totalmente de acuerdo”) con algunas afirmaciones en relación con la satisfacción que encuentran al esforzarse, mejorar y persistir. Estas afirmaciones fueron: “Me satisface trabajar todo lo que puedo”; “Una vez que empiezo una tarea persisto hasta que la termino”; “Parte del disfrute que obtengo al hacer las cosas es cuando mejoro mi rendimiento anterior”; y “Si no soy bueno en algo, prefiero seguir luchando para dominarlo que pasar a algo en lo que pueda ser bueno” (OECD, 2019e). Las respuestas a estas afirmaciones fueron combinadas para crear el índice de la Motivación para Dominar las Tareas (WORKMAST). En este índice, los valores positivos reflejan un mayor nivel de este tipo de motivación (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Sentimientos Positivos. Las emociones positivas incluyen felicidad, ánimo, orgullo, alegría y jovialidad (OECD, 2019e). Las emociones negativas, por su lado, incluyen miedo, desdicha, susto y tristeza (OECD, 2019e). En PISA 2018, los estudiantes reportaron qué tan frecuentemente (“nunca”, “rara vez”, “a veces”, “siempre”) se sienten felices, alegres y

animados (OECD, 2019e). Las respuestas a estas preguntas fueron combinadas para crear el Índice de Sentimientos Positivos (SWBP). En este índice, los valores positivos indican mayores niveles de sentimientos positivos reportados (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Satisfacción y Sentido de la Vida. En general, los estudiantes pueden esforzarse por dar lo mejor de sí mismos cuando se sienten felices y tienen un fuerte sentido de propósito en sus vidas (OECD, 2019e). En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“totalmente de acuerdo”, “de acuerdo”, “en desacuerdo”, “totalmente en desacuerdo”) con algunas afirmaciones sobre su percepción de sentido de su propia vida. Estas afirmaciones fueron: “Mi vida tiene un significado o propósito claro”; “He descubierto un significado satisfactorio de la vida”; y “Tengo un sentido claro de lo que da sentido a mi vida” (OECD, 2019e). Las respuestas a estas tres afirmaciones fueron combinadas para crear el Índice de Sentido de la Vida (EUDMO). En este índice, los valores positivos indican un mayor sentido de la vida (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Autoeficacia. La autoeficacia percibida hace referencia a la convicción de la propia capacidad de ejecutar el comportamiento requerido para producir cierto resultado (Bandura, 1977). En PISA 2018, los estudiantes reportaron su grado de acuerdo (“totalmente en desacuerdo”, “en desacuerdo”, “de acuerdo”, “totalmente de acuerdo”) con afirmaciones sobre su confianza y afrontamiento ante situaciones difíciles. Estas afirmaciones fueron: “Normalmente me las arreglo de una forma u otra”; “Me siento orgulloso de haber logrado cosas”; “Siento que puedo manejar muchas cosas a la vez”; “Mi confianza en mí mismo me ayuda a superar los momentos difíciles”; y “Cuando estoy en una situación difícil, suelo encontrar la manera de salir de ella” (OECD, 2019e). Las respuestas a estas afirmaciones fueron combinadas para crear el índice de autoeficacia (RESILIENCE). En este índice, los

valores positivos indican una mayor autoeficacia percibida (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Miedo al Fracaso. Cuando fallan, los estudiantes con mayor miedo al fracaso se preocupan por lo que otros piensan, sienten miedo de no tener el talento suficiente y dudan de sus planes futuros (OECD, 2019e). Los estudiantes que tomaron el PISA 2018 reportaron su grado de acuerdo (“totalmente en desacuerdo”, “en desacuerdo”, “de acuerdo”, “totalmente de acuerdo”) con afirmaciones sobre lo que sienten al fallar. Estas afirmaciones fueron: “Cuando estoy fallando, me preocupa lo que los demás piensen de mí”; “Cuando estoy fallando tengo miedo de no tener suficiente talento”; y “Cuando estoy fallando, esto me hace dudar de mis planes para el futuro” (OECD, 2019e). Las respuestas a estos tres ítems fueron combinadas para crear el Índice de Miedo al Fracaso (GFOFAIL). En este índice, los valores positivos indican un mayor miedo al fracaso (OECD, 2019e). El promedio para la población de estudiantes de los países de la OECD en este indicador es 0, mientras que la desviación estándar es 1 (OECD, 2019e). La consistencia interna de esta escala (α de Cronbach) fue al menos aceptable en todos los países incluidos en el presente estudio (*PISA 2018 Technical Report - PISA*, s. f.).

Plan de Análisis de Datos

En esta sección, se detallará el procedimiento que se siguió para analizar los datos e identificar los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil que predicen la alfabetización lectora. En la fase exploratoria, se corrió un perceptrón multicapa prediciendo el rendimiento en lectura en las pruebas PISA. Los predictores más importantes de este perceptrón multicapa fueron la base de las hipótesis que fueron probadas en la fase confirmatoria del análisis de datos. Los predictores más importantes se definieron según el promedio de importancias que surgieron del análisis de sensibilidad. En la fase confirmatoria, se construyeron dos modelos de regresión que incluyeron los predictores top del perceptrón multicapa como variables independientes de interés. A su vez, algunos indicadores del contexto de los estudiantes (ej., género, condición socioeconómica, estatus

migratorio) se incluyeron en este modelo como covariadas. Como se detallará más adelante, las dos fases del análisis de datos tuvieron lugar con conjuntos de datos distintos para generar y probar las hipótesis con datos diferentes.

Fase Exploratoria

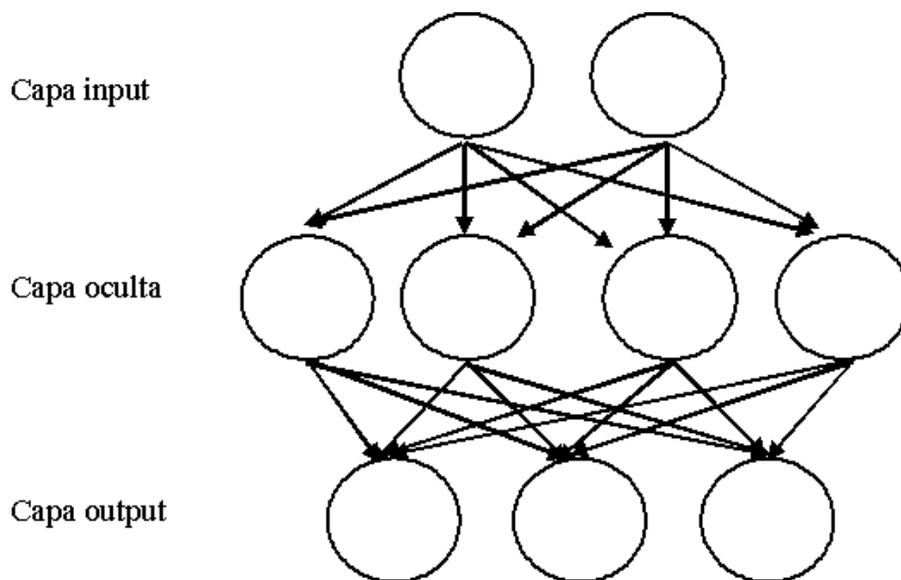
Esta investigación usó un perceptrón multicapa para explorar los datos de PISA y generar hipótesis novedosas sobre los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil que predicen la alfabetización lectora. Esto se enmarca en la idea de que utilizar Aprendizaje Automático para explorar los datos es una de las soluciones al problema de replicabilidad de la investigación educativa. Los métodos de Aprendizaje Automático pueden ser usados para generar hipótesis novedosas e interpretables que pueden ser testeadas usando métodos estadísticos tradicionales (Friederich et al., 2021; Jiang et al., 2020; Ludwig & Mullainathan, 2022; Nasir et al., 2021; Sheetal et al., 2020). Las relaciones subyacentes modeladas mediante aprendizaje automático pueden brindar información valiosa sobre los datos usados para entrenar el modelo (Nasir et al., 2021). Además, una de las ventajas del uso de este tipo de métodos es que no necesitan que supuestos auxiliares sobre los datos (ej., relaciones lineales) se cumplan (Jiang et al., 2020; Lucas, 2020; Mayer et al., 2022; Sheetal et al., 2020). Así mismo, estos modelos pueden trabajar con grandes cantidades de datos perdidos (Jiang et al., 2020; Lucas, 2020; Mayer et al., 2022; Sheetal et al., 2020).

Se reconoce que las presiones de la vida académica (i.e., “publicar o perecer”) pueden empujar a los investigadores en psicología educativa a utilizar métodos de aprendizaje automático sin una justificación rigurosa. Este patrón se ha documentado en décadas anteriores de la historia de la psicología. Sin embargo, el uso de aprendizaje automático en el presente estudio se fundamenta en que estos algoritmos mejoran la replicabilidad al robustecer la exploración de datos y generación de hipótesis (Van Lissa, 2022). Esto es así porque estos métodos pueden incorporar un gran número de predictores y dar cuenta de interacciones complejas y efectos no lineales (Van Lissa, 2022). De esta manera, el aprendizaje automático presenta una clara ventaja frente a los métodos estadísticos paramétricos para explorar robustamente grandes cantidades de datos de procesos educativos.

En la presente investigación, se utilizó un modelo de perceptrón multicapa para generar hipótesis novedosas y verificables sobre los factores predictores de la alfabetización lectora en la escuela secundaria. Una red neuronal es un sistema de autoaprendizaje que realiza miles de iteraciones con el objetivo de predecir variables específicas (Desai & Shah, 2021). El perceptrón multicapa es un tipo de red neuronal (Liu et al., 2021). El perceptrón multicapa se compone de una capa de neuronas receptoras, una o más capas ocultas de neuronas procesadoras de datos y una capa que predice la(s) variable(s) de interés (Desai & Shah, 2021). Se escogió esta red neuronal porque los modelos de aprendizaje profundo capturan eficientemente efectos no lineales e interacciones complejas (Sheetal et al., 2020). La Figura 1 representa la arquitectura de un perceptrón multicapa. Para esta fase del análisis, se tomaron aleatoriamente el 50% de los datos disponibles.

Figura 1

Arquitectura de un perceptrón multicapa



Nota. Figura basada en la representación de Desai & Shah (2021).

Una vez un modelo de aprendizaje automático ha sido entrenado, es posible identificar sus predictores más importantes (Sheetal et al., 2020). De esta manera, se identificaron los predictores más importantes del perceptrón multicapa creado para generar las hipótesis a verificar en la siguiente fase del análisis de datos. La importancia de cada

variable independiente en la determinación de la red neuronal se calcula a partir de un análisis de sensibilidad. Tanto el perceptrón multicapa como el análisis de sensibilidad fueron realizados utilizando el software SPSS 26. Entonces, se promedió la importancia de los predictores y se utilizó este promedio como el punto de corte para definir las variables para generar las hipótesis. Para cada uno de los predictores que tuvieron mayor importancia que el predictor promedio, se generó la siguiente hipótesis: “Existe una relación estadísticamente significativa entre el predictor x y la alfabetización lectora”. Estas hipótesis se corroboraron construyendo dos modelos de regresión para estimar los efectos de las variables de interés.

Fase Confirmatoria

En esta fase del análisis de datos, se construyeron dos modelos de regresión: un Modelo Lineal General Multivariado y un Modelo de Efectos Mixtos. Estos modelos fueron construidos con un conjunto de datos distinto al conjunto de datos usado en la fase exploratoria de esta investigación. El Modelo Lineal General Multivariado se corrió para corroborar las hipótesis que surgieron de la etapa exploratoria del proyecto. Se utilizó un modelo multivariado para poder evaluar simultáneamente los efectos de las dependientes sobre todos los valores plausibles. El Modelo Multinivel se construyó para verificar que los resultados del Modelo Lineal General se replicasen tomando en cuenta que los estudiantes se agrupan por países. Estos dos modelos se construyeron usando el software SPSS 26.

Modelo Lineal General Multivariado. Se identificaron los principales predictores de este modelo para construir un modelo lineal general multivariado. Esto se hizo después de correr el perceptrón multicapa para predecir la alfabetización lectora en la escuela secundaria. Este procedimiento proporciona análisis de regresión y análisis de varianza para múltiples variables dependientes (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation, 2022*). El Modelo Lineal General Multivariado tiene la siguiente estructura:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\beta + \mathbf{U}$$

Donde:

- La matriz en la cual cada columna es una variable dependiente se denota como \mathbf{Y} ;

- La matriz en la cual cada columna corresponde a un predictor (incluyendo el intercepto) se denota como \mathbf{X} ;
- β es un vector de coeficientes;
- La matriz de errores se denota como \mathbf{U}

Para esta fase del análisis, se tomaron los datos que no fueron incluidos en la etapa de generación de hipótesis. Entonces, se construyó un modelo lineal general multivariado incluyendo los predictores escogidos en la fase exploratoria. Se incluyeron covariadas como controles ya que este tipo de controles aumenta la probabilidad de que las estimaciones de las regresiones (i.e., β) tengan una interpretación más precisa (Angrist & Pischke, 2009). Para esto, se eligieron exclusivamente variables para las cuales exista evidencia razonable de que ya habían sido fijadas en el momento en el cual los regresores de interés fueron determinados (i.e., variables que no sean variables dependientes; Angrist & Pischke, 2009). Además, las covariadas de control fueron factores para los cuales existe evidencia previa de que afectan el desarrollo de la alfabetización lectora. De esta manera, el estatus socioeconómico, el género, la condición migratoria y el país se incluyeron en el modelo de regresión como variables de control.

Estatus Socioeconómico. Existe evidencia de que el estatus socio-económico se relaciona con el rendimiento académico de los estudiantes (Karaman, 2022; Liu et al., 2020; Ünal et al., 2022; Yetişir & Bati, 2021). El índice de situación económica, social y cultural (ESCS) es una medida compuesta que combina los recursos financieros, sociales, culturales y de capital humano disponibles para los estudiantes (OECD, 2019d). Este índice, entonces, se usa como una estimación del estatus socio-económico de los alumnos (OECD, 2019d). Este índice fue derivado del mayor nivel educativo de los padres (PARED), el nivel profesional más alto de los padres (HISEI) y los bienes del hogar (HOMEPOS; OECD, 2019d). Este indicador es una variable numérica en la cual 0 representa el estudiante promedio de la OECD y 1 es la desviación estándar entre los países de la OECD (OECD, 2019e).

Género. La literatura previa muestra que existen diferencias en el rendimiento académico entre niños y niñas. La evidencia empírica muestra consistentemente que las niñas tienen mejor rendimiento en lectura que los niños, aunque los niños tienden a tener

mejores resultados en matemáticas (OECD, 2019d). Existen varias hipótesis recientes sobre la relación entre el género y el rendimiento académico. Por ejemplo, la literatura previa muestra que hay diferencias entre géneros en relación con la motivación académica. Esto, a su vez, puede predecir el rendimiento escolar (Kuśnierz et al., 2020). Así mismo, existe evidencia de que el uso que niños y niñas dan a las redes sociales difiere, lo cual podría incidir en su rendimiento tanto en lectura como en matemáticas (Ali et al., 2021).

Condición Migratoria. Los resultados de múltiples pruebas internacionales han mostrado consistentemente brechas en el rendimiento entre estudiantes migrantes y no migrantes (Volante et al., 2019). Esto sucede tanto para inmigrantes de primera generación como para inmigrantes de segunda generación (Volante et al., 2019). Las brechas en el rendimiento debido a condición migratoria pueden ser explicadas por factores individuales, familiares, escolares, comunitarios y referentes a la sociedad hospedadora (Volante et al., 2019). En PISA 2018, se recolectó la información sobre el país de nacimiento de los estudiantes y de sus padres. Entonces, el índice de antecedentes migratorios (IMMIG) es una variable categórica en la cual 1=Estudiantes nativos, 2=inmigrantes de segunda generación y 3=inmigrantes de primera generación (OECD, 2019e).

País. Por último, se incluirá el país del estudiante como control en el modelo de regresión. Esta decisión se tomó porque la OECD ha reportado consistentemente diferencias en rendimiento entre los países que toman PISA (Schleicher, 2019). Estas diferencias en el rendimiento entre países pueden ser al menos parcialmente explicadas por diferencias en políticas públicas, inversión, infraestructura educativa, etc. Entonces, la lógica de incluir al país como control en esta fase del análisis es tomar en cuenta la variabilidad debida al país en el cual se educa un estudiante. De esta manera, las conclusiones sobre la relación entre clima escolar, bienestar estudiantil y alfabetización lectora son más precisas.

Modelos de Efectos Mixtos. También, se construyeron Modelos de Efectos Mixtos en el cual la variable predicha es la alfabetización lectora. Esto se hizo para verificar que los resultados del Modelo Lineal General Multivariante se replican tomando en cuenta que los estudiantes de la muestra se agrupan en países. En psicología, los Modelos de Efectos Mixtos son uno de los modelos más usados para tomar en cuenta la agrupación de datos

(McNeish & Kelley, 2019). Esos modelos se caracterizan por representar dos tipos de efectos: los efectos fijos y los efectos aleatorios (McNeish & Kelley, 2019). Los efectos fijos representan la relación entre los predictores y la variable de salida sin tener en cuenta el agrupamiento de las observaciones (McNeish & Kelley, 2019). Por su lado, los efectos aleatorios capturan el efecto único del predictor en las agrupaciones de los datos (McNeish & Kelley, 2019). El Modelo de Efectos Mixtos tiene la siguiente estructura:

$$y = \mathbf{X}\beta + \mathbf{Z}u + \varepsilon$$

Donde:

- y es un vector $N \times 1$ (la variable de salida);
- \mathbf{X} es una matriz $N \times p$ de las variables predictoras p ;
- β es una columna $p \times 1$ de los coeficientes de regresión de los efectos fijos;
- \mathbf{Z} es una matriz $N \times qJ$ para los efectos aleatorios q y los grupos J ;
- u es un vector $qJ \times 1$ de los efectos aleatorios q para los grupos J y;
- ε es una columna $N \times 1$ de los residuales (i.e., la parte de y no explicada por el modelo $\mathbf{X}\beta + \mathbf{Z}u$

Consideraciones Éticas

La presente investigación obtuvo el aval ético del Comité de Ética de la Facultad de Ciencias Humanas de la Universidad Nacional de Colombia. Este estudio estuvo basado en la Ley 1090 de 2006 del Congreso de Colombia. Por esta razón, este estudio se realizó con base en la dignidad y el bienestar y con conocimiento pleno de la legislación pertinente. Este proyecto no tuvo contacto directo con los participantes. Es decir, no se recogió información directamente de los participantes ni se les realizó ninguna prueba. Además, no es posible identificar individualmente a los participantes al analizar la base de datos publicada por la OECD.

Aunque esta investigación no es del área de salud, la Resolución 8430 de 1993 del Ministerio de Salud de Colombia es útil para entender el riesgo que representa la misma. En este marco, la presente investigación se clasificaría como investigación sin riesgo. La presente investigación no realizó ninguna intervención de las variables biológicas, fisiológicas, psicológicas o sociales de los individuos que participaron en el PISA 2018. De

la misma manera, no se identificó a los participantes. En esta investigación, no se trataron aspectos sensitivos de la conducta.

La presente investigación es un análisis secundario de datos disponibles y accesibles al público en general. La base de datos de PISA 2018 está publicada en la web de la OECD y está disponible para que investigadores profesionales realicen sus propios análisis (*2018 Database - PISA*, s. f.). Múltiples artículos científicos en los cuales investigadores externos a la OECD han realizado análisis propios de los datos de PISA se han publicado en revistas indexadas en los últimos años (ej., Crato, 2021; Ertem, 2021; Govorova et al., 2020b; Koyuncu & Fırat, 2020; Trinidad & King, 2022). Se citó y referenció de acuerdo con las normas vigentes de la APA el trabajo realizado por la OECD. Esto fue así para otorgar a esta organización el crédito correspondiente.

Resultados

Esta sección tiene el objetivo de presentar los resultados de la investigación. La sección de resultados se divide en dos subsecciones. En primer lugar, se presentarán los resultados de la fase de generación de hipótesis. Es decir, se detallará el perceptrón multicapa creado y los principales predictores del mismo. A partir de esto, se expondrán las hipótesis surgidas de este procedimiento y probadas en la etapa confirmatoria del análisis de datos. En segundo lugar, se presentarán los resultados de los modelos de regresión construidos para probar las hipótesis generadas a través de la exploración de datos con Aprendizaje Automático. Esta subsección lleva, a su vez, a las conclusiones sobre los factores de clima escolar y bienestar estudiantil que predicen la alfabetización lectora en las pruebas PISA.

Fase Exploratoria

Se entrenó una red neuronal multicapa para examinar la relación entre el clima escolar, el bienestar estudiantil y la alfabetización lectora. Esta red neuronal se construyó utilizando el software SPSS 26 (para ver la sintaxis utilizada para este procedimiento, ver Anexo A). Para esta fase del análisis, se utilizaron la mitad de los datos disponibles. Esta selección fue realizada aleatoriamente utilizando el software R (R Core Team, 2020; para ver el código utilizado para la división aleatoria de datos, ver Anexo B). Entonces, la información de 37811 estudiantes fue usada para generar hipótesis a través de Aprendizaje

Automático. La Tabla 3 muestra la distribución por país del conjunto de datos seleccionado para esta etapa del análisis de datos.

Tabla 3

Distribución por País de la Muestra Escogida para Generar Hipótesis a Través de Aprendizaje Automático

País	Identificador del País	Número de Estudiantes
Argentina	32	5903
Brasil	76	5382
Chile	152	3825
Colombia	170	3771
Costa Rica	188	3673
República Dominicana	214	2831
México	484	3642
Panamá	591	3127
Perú	604	3053
Uruguay	858	2604

Nota. Identificador del país = CNTRYID.

Se incluyeron los 10 valores plausibles de rendimiento en lectura como variables dependientes del modelo. Como se mencionó anteriormente, los valores plausibles representan el rango de habilidades que un estudiante podría tener tomando en cuenta las respuestas del alumno a los ítems de la prueba (Wu, 2005). La Tabla 4 presenta la media y la desviación estándar de cada una de las variables dependientes en la muestra que se tomó para esta fase del análisis de datos. Como se puede ver, los promedios de los 10 valores plausibles del rendimiento en lectura tienen un rango menor a uno. De un modo similar, el rango de las desviaciones estándar de cada una de estas variables es de dos unidades.

Tabla 4

Media y Desviación Estándar de Variables Dependientes del Perceptrón Multicapa

Variable	<i>M</i>	<i>DE</i>
PV1READ	415.31	95.35

PV2READ	415.38	94.92
PV3READ	415.39	95.00
PV4READ	415.37	95.09
PV5READ	415.66	94.90
PV6READ	415.57	95.29
PV7READ	415.61	94.97
PV8READ	415.44	94.68
PV9READ	415.23	95.09
PV10READ	415.47	95.00

Información de la Red

Se ejecutó el módulo de perceptrón multicapa bajo el módulo de redes neuronales en el SPSS 26. Se activó la opción de ponderación de pesos muestrales, pero el procedimiento del perceptrón ignora automáticamente la variable de ponderación. En primera instancia, se obtuvo el resumen de procesamiento de casos que se muestra en la Tabla 5. Esta tabla muestra que 12083 casos se asignaron a la muestra de entrenamiento. Mientras tanto, 5111 casos se asignaron a la probar la red neuronal desarrollada. En total, 20617 casos se excluyeron del análisis debido a que estos casos contenían valores perdidos en alguna de las variables independientes de interés.

Tabla 5

Resumen de Procesamiento de Casos

		N	%
Ejemplo	Entrenamiento	12083	70,3%
	Pruebas	5111	29,7%
Válido		17194	100,0%
Excluido		20617	
Total		37811	

La red neuronal construida tiene tres partes: la capa de entrada, la capa oculta y la capa de salida. Los predictores categóricos fueron especificados como factores, mientras que los predictores de escala fueron especificados como covariables. Entonces, la capa de entrada de la red neuronal estuvo compuesta por 4 factores y 19 covariables. Debido a la codificación de las variables ordinales (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022), el número total de unidades en esta capa es 35. Para las covariables, el método de cambio de la escala fue estandarizado. Este cambio de escala se realiza para mejorar el entrenamiento de la red y con base a los datos de entrenamiento (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022).

La red neuronal construida solamente tiene 1 capa oculta. Esta capa tiene 14 nodos de red no observables excluyendo la unidad de sesgo. El sesgo es un valor entero asociado a cada nodo como una entrada adicional en una red neuronal (Bhojani & Bhatt, 2020). Cada una de las unidades de esta capa oculta es una función de la suma ponderada de los elementos de la capa de entrada (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022). La función de activación, en general, relaciona la suma ponderada de las unidades de una capa con los valores de las unidades de otra capa (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022). Existen varias funciones de activación (ej., sigmoidea, umbral, gaussiana; Bhojani & Bhatt, 2020). La función de activación para esta capa fue Tangente Hiperbólica.

La capa de salida, por su lado, se compone de 10 unidades (i.e., las variables dependientes). Para estas unidades, el método de cambio de escala fue estandarizado. En esta capa, la función de activación es de identidad. Esta es la función de activación de la capa de salida predeterminada en el software utilizado cuando hay variables dependientes de escala (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022). Por último, la función de error es suma de cuadrados porque las variables dependientes incluyen variables de escala (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022). Esta es la función que la red intenta minimizar durante el entrenamiento (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022).

Resumen del Modelo

La Tabla 6 presenta el resumen del modelo de red neuronal. El entrenamiento de la red se caracterizó por un error de suma de cuadrados durante el entrenamiento igual a 40060.19. Durante las pruebas, el error de suma de cuadrados fue de 16910.47. Este error

es minimizado durante el entrenamiento del modelo (Nguyen et al., 2023). El entrenamiento se detuvo con un paso consecutivo sin disminución del error. Mientras tanto, los cálculos de error se basaron en la muestra de prueba. Se consumieron 2.11 segundos en el entrenamiento de la red.

Tabla 6

Resumen del Modelo de Red Neuronal

Entrenamiento	Error de suma de cuadrados	40060.19
	Promedio de error relativo global	.66
Error relativo para dependientes de escala	PV1READ	.66
	PV2READ	.66
	PV3READ	.66
	PV4READ	.66
	PV5READ	.66
	P6READ	.65
	PV7READ	.66
	PV8READ	.66
	PV9READ	.66
	PV10READ	.66
	Regla de parada utilizada	1 paso(s) consecutivo(s) sin disminución del error
	Tiempo de entrenamiento	0:00:02.11
Pruebas	Error de suma de cuadrados	16910.47
	Promedio de error relativo global	.67
Error relativo para dependientes de escala	PV1READ	.67
	PV2READ	.68
	PV3READ	.68

PV4READ	.67
PV5READ	.67
PV6READ	.67
PV7READ	.67
PV8READ	.68
PV9READ	.68
PV10READ	.67

La Tabla 6 también muestra el promedio de error relativo global y el error relativo para cada una de las variables dependientes. El error de cada variable dependiente es la razón entre el error en la predicción de la variable específica y el error de la suma de cuadrados del modelo nulo (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022). En este modelo, el valor medio de la variable dependiente se utiliza como valor predicho para cada caso (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation*, 2022; Nguyen et al., 2023). En general, parece que el error en la predicción de cada una de las variables dependientes es similar. Esto es así porque el rango de error de predicción de estas variables es menor a 1. También, el promedio de error relativo global es la relación entre el error de suma de cuadrados de las variables dependientes y el mismo error del modelo nulo (Nguyen et al., 2023). El error relativo global medio y los errores relativos son estables en las muestras de entrenamiento y de prueba, lo cual permite confiar en que el modelo no está sobreentrenado.

Con base en Karkonasasi et al., (2018), se utilizó el RMSE (Root Mean Square of Errors) como medida de la precisión de las predicciones del modelo. Para realizar este cálculo, se dividió el error de suma de cuadrados por el tamaño de la muestra y se computó la raíz cuadrada del resultado de esta división. Este procedimiento se realizó tanto para el modelo en el entrenamiento como el modelo en las pruebas. El RMSE toma un valor de 1.82 en el entrenamiento, mientras que toma un valor de 1.81 en las pruebas. Mientras menor sea el RMSE, mejor es el ajuste del modelo a los datos. Así mismo, el RMSE es un índice de ajuste que está en la misma escala de las variables dependientes. Tomando en cuenta estas consideraciones, el RMSE indica que el modelo parece predecir adecuadamente los datos de salida.

Análisis de Sensibilidad

El análisis de sensibilidad es una herramienta para evaluar la importancia relativa de las variables de entrada de un modelo en la predicción de las variables de salida. Entonces, se realizó un análisis de sensibilidad para determinar la importancia de las variables de clima escolar y bienestar estudiantil incluidas en el modelo. Este análisis estuvo basado en la combinación de las muestras de entrenamiento y de pruebas. La Tabla 7 muestra la importancia y la importancia normalizada de cada predictor. Estos valores fueron usados para elegir las variables a incluir en la segunda fase del análisis de datos del presente proyecto.

Tabla 7

Importancia de las Variables Predictoras del Perceptrón Multicapa

	Importancia	Importancia normalizada
En las últimas dos semanas completas de escuela, cuantas veces: me he saltado un día entero de clase.	.022	21.8%
En las últimas dos semanas completas de escuela, cuantas veces: Me he saltado algunas clases.	.032	31.3%
En las últimas dos semanas completas de escuela, cuantas veces: Llegué tarde a clase.	.014	13.9%

	Importancia	Importancia normalizada
Grado de acuerdo: Tu inteligencia es algo de ti que no puedes cambiar mucho.	.068	66.0%
Clima Disciplinar en las clases de la lengua de la prueba (WLE)	.023	22.3%
Apoyo del Docente en las clases de la lengua de la prueba (WLE)	.016	15.7%
Instrucción Dirigida por el Docente (WLE)	.085	82.2%
Retroalimentación Percibida (WLE)	.053	51.8%
Estimulación del Compromiso con la Lectura por parte del Profesor percibido por el Estudiante (WLE)	.021	20.3%
Adaptación de la Instrucción (WLE)	.060	58.3%
Interés Docente Percibido (WLE)	.024	23.1%

	Importancia	Importancia normalizada
Disfrute de la Lectura (WLE)	.088	85.8%
Percepción de Competitividad en la Escuela (WLE)	.024	23.0%
Percepción de Cooperación en la Escuela (WLE)	.020	19.9%
Motivación para Dominar las Tareas (WLE)	.051	49.8%
Miedo al Fracaso General (WLE)	.030	29.5%
Eudaemonia: sentido de la vida (WLE)	.075	73.0%
Bienestar Subjetivo: Afectos Positivos (WLE)	.022	21.0%
Autoeficacia (WLE)	.059	56.9%
Objetivos de Aprendizaje (WLE)	.025	23.8%
Clima Escolar Discriminatorio (WLE)	.103	100.0%

	Importancia	Importancia normalizada
Bienestar Subjetivo:	.072	70.1%
Sentido de Pertenencia en la Escuela (WLE)		
Experiencia de Acoso Escolar de los Estudiantes (WLE)	.013	12.8%

Nota. El término WLE hace referencia a Warm Likelihood Estimates. Esto se relaciona con la manera en la cual el índice fue escalado (OECD, 2019e).

El análisis de sensibilidad fue el aspecto más importante para generar las hipótesis sobre la relación entre clima escolar, bienestar estudiantil y alfabetización lectora. Se definió el promedio de importancia como umbral para elegir las variables de clima escolar y bienestar estudiantil más importantes en la predicción de la alfabetización lectora. Se decidió este punto de corte para seleccionar solamente las variables que tienen una importancia predictora mayor que la variable promedio. Entonces, la media de la importancia de estas variables es de 0.043, por lo cual todas las variables con una importancia mayor a este valor fueron seleccionadas. En la Tabla 7, los factores seleccionados para la siguiente fase del análisis de datos se encuentran referenciados con color gris. Se encuentran indicadores de bienestar estudiantil y de clima escolar entre las variables seleccionadas.

Hipótesis sobre Alfabetización Lectora, Clima Escolar y Bienestar Estudiantil

El objetivo de la primera fase del análisis de datos fue explorar los datos robustamente para generar hipótesis sólidas sobre la relación entre clima escolar, bienestar estudiantil y alfabetización lectora. Esto se hizo así bajo la lógica de que una exploración robusta de los datos permite construir teorías sólidas que pueden ser probadas con técnicas de estadística paramétrica. Esto, a su vez, puede contribuir a aumentar la replicabilidad en la investigación educativa. Entonces, se seleccionaron las variables de clima escolar y bienestar estudiantil más importantes en la predicción de alfabetización lectora con base al

análisis de sensibilidad presentado. Las hipótesis generadas a partir de la primera fase del análisis de datos son:

1. La mentalidad de crecimiento predice la alfabetización lectora en las pruebas PISA 2018.
2. La Instrucción Dirigida por el Docente predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
3. La Retroalimentación del Docente predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
4. La Instrucción Adaptativa predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
5. El Disfrute de la Lectura predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
6. La Motivación para Dominar las Tareas predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
7. El Sentido de la Vida predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
8. La Autoeficacia predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
9. El Clima Escolar Discriminatorio predice la alfabetización lectora en PISA 2018.
10. El Sentido de Pertenencia en la Escuela predice la alfabetización lectora en PISA 2018.

Fase Confirmatoria

La Fase Confirmatoria incluyó la construcción de un Modelo Lineal General Multivariante y de Modelos de Efectos Mixtos. En esta fase, se utilizaron el 50% de los datos que no se habían utilizado en el perceptrón. El Modelo Lineal General Multivariante se empleó para conocer el efecto de las variables de clima escolar y bienestar estudiantil escogidas sobre todos los puntajes plausibles del rendimiento en lectura. En general, todas las variables escogidas predicen los valores plausibles en alfabetización lectora. Los Modelos de Efectos Mixtos se usaron para corroborar que los resultados del Modelo Lineal General Multivariante se replican tomando en cuenta que la muestra se agrupa por países. Efectivamente, los resultados del Modelo Lineal General Multivariante se replican en los Modelos de Efectos Mixtos que se construyeron.

Modelo Lineal General Multivariante

Se empleó un Modelo Lineal General Multivariante para conocer el efecto de las variables de clima escolar y bienestar estudiantil escogidas sobre el rendimiento en lectura. Este procedimiento permite modelar los valores de múltiples variables numéricas dependientes basado en sus relaciones con predictores numéricos y categóricos (*IBM SPSS Statistics 26 Documentation, 2022; Prasad et al., 2020*). Las variables dependientes del modelo son los 10 valores plausibles del rendimiento en lectura (PV1READ a PV10READ). Por su lado, las variables independientes fueron las 10 variables seleccionadas en la primera fase del análisis de datos. Este modelo se corrió usando el software SPSS 26 (para ver la sintaxis utilizada para el Modelo Lineal General Multivariante, ver el Anexo C). La ponderación de pesos muestrales se tomó en cuenta en esta parte del análisis de datos.

Para esta fase del análisis de datos, se utilizaron los registros que no habían sido usados en la fase de exploración y generación de hipótesis. El Modelo Lineal General Multivariante se corrió con los datos de 37811 estudiantes de 10 países de América Latina. La Tabla 8 muestra la distribución por país de la muestra escogida para esta fase del análisis de datos. Así mismo, la Tabla 9 presenta la media y la desviación estándar de cada variable dependiente en este conjunto de datos. Como puede verse, el rango de las medias y de las desviaciones estándar de estas variables es menor a 1.

Tabla 8

Distribución por País de la Muestra Escogida para la Fase Confirmatoria de Análisis de Datos

País	Identificador del País	<i>N</i>
Argentina	32	6072
Brasil	76	5309
Chile	152	3796
Colombia	170	3751
Costa Rica	188	3548

República Dominicana	214	2843
México	484	3657
Panamá	591	3143
Perú	604	3033
Uruguay	858	2659

Nota. Identificador de país = CNTRYID.

Tabla 9

Media y Desviación Estándar de las Variables Dependientes en la Muestra Escogida para Probar las Hipótesis Generadas con Aprendizaje Automático

Variable	<i>M</i>	<i>DE</i>
PV1READ	414.86	94.92
PV2READ	414.79	95.07
PV3READ	414.45	95.02
PV4READ	414.41	94.71
PV5READ	414.77	94.91
PV6READ	415.01	95.02
PV7READ	414.68	94.72
PV8READ	414.83	94.65
PV9READ	414.59	94.83
PV10READ	414.66	94.82

Nota. PVXREAD = Valor Plausible de Rendimiento en Lectura X.

La Tabla 10 muestra los resultados de la Prueba de Box de la Igualdad de matrices de covarianzas. La hipótesis nula de esta prueba es que las matrices de covarianzas observadas de las variables dependientes son iguales entre los grupos. Debido al valor p asociado a esta prueba ($p < .001$), se utilizó la traza de Pillai en el modelo lineal general. Esta decisión se tomó con base al procedimiento de Amatori et al., 2020. Este estadístico es más robusto frente a desviaciones de los supuestos que la Lambda de Wilks, la Traza de Hotelling y la Raíz Mayor de Roy (Amatori et al., 2020).

Tabla 10*Prueba de Box de la Igualdad de Matrices de Covarianzas*

M de	686688.74
Box	
<i>F</i>	119.34
gl1	5720
gl2	30158473.22
Sig.	.000

Nota. Diseño : Intersección + DIRINS + PERFEED + ADAPTIVITY + IMMIG + WORKMAST + EUDMO + RESILIENCE + BELONG + ESCS + ST004D01T + ST184Q01HA + CNTRYID + JOYREAD + DISCRIM.

La Tabla 11 muestra los resultados del Modelo Lineal General Multivariante construido. Como se mencionó anteriormente, se utilizó la Traza de Pillai para analizar la relación entre las variables independientes y las variables dependientes. Así mismo, se reporta la eta cuadrado parcial como medida del tamaño del efecto. El tamaño del efecto es una medida cuantitativa de la magnitud de un fenómeno (Kelley & Preacher, 2012). Por último, se reporta la potencia observada, la cual fue calculada utilizando $\alpha = .01$. La potencia estadística hace referencia a la probabilidad de rechazar una hipótesis nula cuando esta es, de hecho, falsa (Quezada, 2007).

Tabla 11*Resultados del Modelo Lineal General*

Efecto		Valor	<i>F</i>	gl de hipótesis	gl de error	Sig.	η_p^2	Potencia observada
Intersección	Traza de Pillai	.49	144461.745	10.000	1491201.000	.000	.492	1.000
Instrucción Dirigida	Traza de Pillai	.01	2517.487	10.000	1491201.000	.000	.017	1.000
Retroalimentación del docente	Traza de Pillai	.01	1616.14	10.000	1491201.000	.000	.011	1.000
Instrucción adaptativa	Traza de Pillai	.01	2512.924	10.000	1491201.000	.000	.017	1.000

Efecto	Valor	<i>F</i>	gl de		Sig.	η_p^2	Potencia observada	
			hipótesis	gl de error				
Estatus migratorio	Traza de Pillai	.00	199.289	20.000	2982404.000	.000	.001	1.000
Motivación para dominar las tareas	Traza de Pillai	.01	2559.91	10.00	1491201.00	.000	.017	1.000
Sentido de la vida	Traza de Pillai	.01	2471.53	10.00	1491201.00	.000	.016	1.000
Autoeficacia	Traza de Pillai	.00	211.24	10.00	1491201.000	.000	.001	1.000
Sentido de pertenencia	Traza de Pillai	.00	1080.46	10.00	1491201.00	.000	.007	1.000
Estatus socioeconómico	Traza de Pillai	.10	17574.58	10.00	1491201.00	.000	.105	1.000
Género	Traza de Pillai	.00	332.01	10.00	1491201.00	.000	.002	1.000
Mentalidad de crecimiento	Traza de Pillai	.07	3809.93	30.00	4473609.00	.000	.025	1.000
País	Traza de Pillai	.01	269.65	90.00	13420881.00	.000	.002	1.000
Disfrute de la lectura	Traza de Pillai	.03	5738.66	10.00	1491201.00	.000	.037	1.000
Clima escolar discriminatorio	Traza de Pillai	.06	10726.20	10.00	1491201.00	.000	.067	1.000

Nota. Diseño: Intersección + DIRINS + PERFEED + ADAPTIVITY + IMMIG + WORKMAST + EUDMO + RESILIENCE + BELONG + ESCS + ST004D01T + ST184Q01HA + CNTRYID + JOYREAD + DISCRIM. La potencia se calculó utilizando $\alpha = .01$.

Todas las variables de clima escolar incluidas en el modelo predicen la alfabetización lectora. Indicadores de enseñanza y aprendizaje predicen la alfabetización lectora. La instrucción dirigida por el docente predice la alfabetización lectora. A su vez, la retroalimentación del docente predice la alfabetización lectora. También, la adaptación de la enseñanza predice la alfabetización lectora. Por último, el clima escolar discriminatorio predice el rendimiento en lectura.

Ahora, todas las variables de bienestar estudiantil incluidas en el modelo predicen la alfabetización lectora. En primer lugar, dos indicadores de bienestar cognitivo predicen la alfabetización lectora. La mentalidad de crecimiento predice la alfabetización lectora. También, el disfrute de la lectura predice la alfabetización lectora. Estos dos indicadores son la totalidad de indicadores de bienestar cognitivo que se incluyeron desde la primera fase del análisis de datos.

En segundo lugar, indicadores de bienestar psicológico predicen la alfabetización lectora. La motivación para dominar las tareas predice la alfabetización lectora. También, el sentido de la vida predice el puntaje de alfabetización lectora. A su vez, la autoeficacia predice la alfabetización lectora. Por último, el sentido de pertenencia en la escuela predice la alfabetización lectora.

Los resultados presentados en la Tabla 11 son indicadores globales del efecto de las variables independientes sobre las variables dependientes. Sin embargo, estos indicadores no reflejan la dirección de este efecto. La dirección del efecto es presentada por cada una de las variables dependientes. Como ejemplo, la Tabla 12 presenta las estimaciones de parámetro para PVIREAD. Las direcciones del efecto que se presentan en esta tabla son iguales para el caso de los demás valores plausibles (para las estimaciones de parámetro por cada uno de los valores plausibles, ver Anexo D). La potencia observada se calculó utilizando $\alpha = .01$.

Tabla 12

Estimaciones de Parámetro para PVIREAD

Variable dependiente	Parámetro	Desv		<i>t</i>	Sig.	Intervalo de confianza al 99%		η_p^2	Parámetro sin centralidad	Potencia observada
		β	Error			Límite inferior	Límite superior			
PVIREAD	Intersección	416.91	1.07	386.78	.000	414.14	419.69	.091	386.78	1.000
	Instrucción dirigida	-9.92	.06	-145.72	.000	-10.10	-9.75	.014	145.72	1.000
	Retroalimentación	-8.07	.07	-110.57	.000	-8.26	-7.89	.008	110.57	1.000
	Instrucción adaptativa	10.13	.07	141.19	.000	9.94	10.31	.013	141.19	1.000

Disfrute de la lectura	15.36	.06	221.12	.000	15.18	15.54	.032	221.12	1.000
Clima escolar discriminatorio	-19.33	.06	-305.06	.000	-19.49	-19.17	.059	305.06	1.000

Nota. * = Este parámetro está establecido en 0 porque es redundante.

La dirección del efecto sobre la alfabetización lectora es distinta para los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil incluidos en el modelo. En cuanto al clima escolar, la discriminación en el aula, la retroalimentación y la instrucción dirigida se asocian a un menor rendimiento en lectura. Así mismo, la instrucción adaptativa y el sentido de pertenencia a la escuela predicen una mayor alfabetización lectora. Respecto al bienestar estudiantil, la autoeficacia, la mentalidad de crecimiento, el disfrute de la lectura y la motivación para dominar las tareas predicen un mayor rendimiento en lectura. Por su lado, el sentido de la vida se asocia a un menor rendimiento en lectura.

Modelo de Efectos Mixtos

Los Modelos de Efectos Mixtos que se construyeron corroboran que los resultados del Modelo Lineal General Multivariante se replican cuando se toma en cuenta que los datos están agrupados por países. Se corrió un Modelo de Efectos Mixtos por cada uno de los valores plausibles en alfabetización lectora (para ver la sintaxis en SPSS ejemplo de uno de estos modelos, ver Anexo E). Como ejemplo, esta sección presentará el Modelo de Efectos Mixtos para el caso de PV1READ (para ver los resultados de este modelo por cada uno de los valores plausibles, ver Anexos F a N). Las magnitudes y direcciones de los efectos variaron muy poco entre los diferentes modelos. Para correr los Modelos de Efectos Mixtos, se activó la ponderación de pesos muestrales. La Tabla 13 presenta las pruebas de efectos fijos de tipo III. Todas las variables incluidas son estadísticamente significativas.

Tabla 13

Pruebas de efectos fijos de tipo III

Origen	gl de numera dor	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.09	8164.87	.000

Género	1	1491212.21	346.11	.000
Mentalidad de crecimiento	3	1491214.76	35165.79	.000
Estatus migratorio	2	1491212.36	599.29	.000
Disfrute de la lectura	1	1491219.00	48895.19	.000
Clima escolar discriminatorio	1	1491216.93	93065.28	.000
Instrucción dirigida	1	1491217.78	21237.52	.000
Retroalimentación	1	1491218.35	12226.76	.000
Instrucción adaptativa	1	1491216.08	19935.91	.000
Motivación para dominar las tareas	1	1491218.41	23005.20	.000
Sentido de la vida	1	1491218.89	22621.79	.000
Autoeficacia	1	1491216.82	339.26	.000
Sentido de pertenencia	1	1491213.45	8424.53	.000
Estatus socioeconómico	1	1491218.24	150337.29	.000

Nota. Variable dependiente: PV1READ.

La Tabla 14 presenta las estimaciones de los efectos fijos. Los coeficientes de las variables independientes de interés indican la misma dirección de efecto que las estimaciones de parámetro en el Modelo Lineal General Multivariante. Esto quiere decir que estas direcciones de los efectos se mantienen teniendo en cuenta que los datos están agrupados por países. La discriminación en el aula, la instrucción dirigida, la retroalimentación y el sentido de la vida se asocian a un menor nivel de alfabetización lectora. La instrucción adaptada, el sentido de pertenencia, la autoeficacia, la motivación de

dominio, la mentalidad de crecimiento y el disfrute de la lectura predicen un mayor rendimiento en lectura.

Tabla 14

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	401.55	4.84	9.49	82.82	.000	390.67	412.43
[Género=1]	2.36	.12	1491212.21	18.60	.000	2.11	2.60
[Género=2]	0*	0
[Mentalidad de crecimiento=1]	52.42	.21	1491215.84	245.80	.000	52.00	52.83
[Mentalidad de crecimiento=2]	41.70	.20	1491213.11	202.07	.000	41.30	42.10
[Mentalidad de crecimiento=3]	7.93	.20	1491218.86	38.42	.000	7.53	8.34
[Mentalidad de crecimiento=4]	0*	0
[Estatus migratorio=1]	17.53	.77	1491218.75	22.52	.000	16.00	19.05
[Estatus migratorio=2]	-2.10	1.06	1491216.34	-1.98	.047	-4.18	-.02
[Estatus migratorio=3]	0*	0
Disfrute de la lectura	15.36	.069	1491219.00	221.12	.000	15.22	15.49
Clima escolar discriminatorio	-19.33	.063	1491216.93	-305.06	.000	-19.46	-19.21
Instrucción dirigida	-9.92	.068	1491217.78	-145.73	.000	-10.06	-9.79

Retroalimentación	-8.07	.073	1491218.35	-110.57	.000	-8.22	-7.93
Instrucción adaptativa	10.13	.071	1491216.08	141.19	.000	9.99	10.27
Motivación para dominar las tareas	10.34	.068	1491218.41	151.67	.000	10.20	10.47
Sentido de la vida	-10.96	.072	1491218.89	-150.40	.000	-11.11	-10.82
Autoeficacia	1.30	.071	1491216.82	18.41	.000	1.16	1.44
Sentido de pertenencia	5.93	.064	1491213.45	91.78	.000	5.80	6.06
Estatus socioeconómico	20.05	.051	1491218.24	387.73	.000	19.95	20.15

Nota. Variable dependiente: PV1READ. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Discusión General

La alfabetización lectora es esencial para prosperar y participar plenamente en la sociedad actual (OECD, 2019e). Existen diversos factores que inciden en el desarrollo de esta capacidad en la escuela. Este trabajo se concentró en los indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil asociados al rendimiento en lectura. Se analizaron los datos de PISA 2018 a través de una red neuronal y modelos de regresión. Esto se hizo así para producir hipótesis y conclusiones robustas en el contexto de la crisis de la replicación en la investigación educativa. Este estudio encontró indicadores de clima escolar y bienestar estudiantil predictores de la capacidad de encontrar, comprender y evaluar información escrita.

Clima Escolar

Indicadores del clima escolar predicen la alfabetización lectora. Entre estos indicadores, se encuentran factores asociados a la enseñanza, a la seguridad y a la comunidad escolar. La instrucción dirigida por el docente, la retroalimentación y la instrucción adaptativa predicen el rendimiento en lectura. También, la discriminación en el aula se asocia a una menor alfabetización lectora. Por último, el sentido de pertenencia a la escuela es el indicador de comunidad escolar que predice la lectura en las pruebas PISA.

Enseñanza y Aprendizaje

Aspectos relativos a la instrucción en el aula predicen la alfabetización lectora. La instrucción dirigida por el docente y la retroalimentación del docente se asocian a un menor rendimiento en lectura. Mientras tanto, la instrucción adaptada predice un mayor rendimiento en lectura. Estos resultados demuestran el impacto de las características de las lecciones en el desarrollo de la lectura en la escuela. La instrucción adaptada se asocia a un mayor nivel de alfabetización lectora, mientras que la instrucción dirigida y la retroalimentación se asocian a un menor rendimiento.

Instrucción Adaptada. La instrucción adaptada predice un mayor rendimiento en lectura. Es decir, ajustar las lecciones a las necesidades y al conocimiento de los alumnos se asocia a un mayor nivel de alfabetización lectora. Esto puede ser explicado debido a que los docentes que adaptan sus lecciones brindan ayuda individual a los alumnos con dificultades y ajustan la clase según las necesidades del grupo (OECD, 2019e). Estos resultados son coherentes con lo reportado en la literatura previa sobre el efecto positivo de la instrucción adaptada sobre el rendimiento en lectura (Hu & Wang, 2022; İnci & Kaya, 2022; Karakus et al., 2022; Qian & Lau, 2022). En general, ajustar las metas de enseñanza de acuerdo con el conocimiento previo, las aptitudes y los estilos de aprendizaje de los alumnos predice un mayor nivel de alfabetización lectora.

Instrucción Dirigida. La instrucción dirigida por el docente se asocia a un menor rendimiento en lectura. O sea, el hecho de que el docente defina los objetivos de aprendizaje sin tomar en cuenta las características de sus alumnos predice una menor alfabetización lectora. Esto puede ser explicado por la falta de apoyo individual a los alumnos con dificultades y de adaptabilidad de la instrucción según las necesidades del grupo. Estos resultados son coherentes con lo reportado en la literatura previa (Karaman, 2022). Definir los objetivos y las características de las lecciones sin tomar en cuenta las necesidades y características específicas de los alumnos se asocia a un menor rendimiento en lectura.

Retroalimentación. La retroalimentación del docente predice un menor rendimiento en lectura. Este resultado es inesperado. La literatura previa presenta evidencia de que la retroalimentación del docente se asocia a un mayor rendimiento académico

(Baliram & Ellis, 2019; Javed et al., 2020; Khine et al., 2022; Safari, 2020; Shala et al., 2021). Una razón para esto puede ser que un exceso de retroalimentación no permite la exploración, lo cual lleva a manejar eficientemente tareas complejas como la lectura. También, es posible que la retroalimentación excesiva afecte la autorregulación de los estudiantes en estos contextos, lo cual incide en su rendimiento en pruebas como PISA. Se necesita más investigación para aclarar la relación entre la retroalimentación del docente y el rendimiento en lectura.

Seguridad

Un indicador de seguridad predice el rendimiento en lectura. Es decir, una de las medidas de hasta qué punto los estudiantes se sienten seguros en la escuela se asocia a la alfabetización lectora. Esta medida se incluye en el ámbito de la seguridad emocional. Entonces, el indicador de seguridad emocional predictor de la alfabetización lectora es la percepción de discriminación. Esta información es especialmente relevante en una época en la cual la migración ha aumentado dramáticamente.

Clima Escolar Discriminatorio. La discriminación en el aula predice un menor rendimiento en lectura. Es decir, existen comportamientos del docente en relación con los grupos culturales que se asocian a un menor rendimiento en lectura. Estos comportamientos son promover ideas erróneas sobre la historia de grupos culturales y decir cosas negativas sobre la historia de estos grupos. Así mismo, culpar a otros grupos culturales por problemas locales y tener expectativas más bajas para estudiantes de otras culturas también predicen una menor alfabetización lectora. Estos resultados son consistentes con lo reportado en la literatura previa sobre la relación negativa entre discriminación y rendimiento académico (Ertem, 2021; Lee & Lee, 2021; Ulkhaq, 2022). En general, el hecho de que un docente falte al respeto a otras culturas y/o grupos se asocia a un menor rendimiento en lectura.

Comunidad Escolar

Uno de los indicadores de comunidad escolar predice el rendimiento en lectura. Es decir, una de las medidas de las relaciones que padres, profesores, padres y estudiantes tienen se asocia a la alfabetización lectora. Esto es relevante debido a que demuestra la importancia de las relaciones saludables, respetuosas y cooperativas para entender el desarrollo de la lectura. El indicador de comunidad escolar que predice la alfabetización

lectora es el sentido de pertenencia en la escuela. En general, cómo los estudiantes se sienten en la institución educativa está asociado a su capacidad de lectura.

Sentido de Pertenencia en la Escuela. El sentido de pertenencia en la escuela predice un mayor rendimiento en lectura. Es decir, sentirse aceptado, respetado, incluido y apoyado en la institución educativa se asocia a una mayor alfabetización lectora. Los estudiantes que hacen amigos fácilmente y sienten que les agradan a sus compañeros tienden a ser lectores más competentes. En su lugar, los estudiantes que se sienten solitarios, incómodos y fuera de lugar en el colegio tienden a tener menor capacidad de buscar, comprender y evaluar información escrita. Estos resultados se pueden explicar porque el sentido de pertenencia se relaciona con el compromiso, la motivación y la autoeficacia (Gillen-O’Neel, 2021; Korpershoek et al., 2020).

Bienestar Estudiantil

Indicadores de bienestar estudiantil predicen la alfabetización lectora en las pruebas PISA. Por un lado, medidas de bienestar psicológico se asocian al rendimiento en lectura. Estas medidas son la motivación para dominar las tareas, el sentido de la vida y la autoeficacia. Por el otro lado, medidas de bienestar cognitivo se asocian al rendimiento en lectura. Estas medidas son la mentalidad de crecimiento y el disfrute de la lectura. No se incluyeron indicadores de bienestar material, social y físico debido a la relevancia del bienestar cognitivo y psicológico en el marco de las problemáticas actuales en psicología educativa. Además, limitar el número de indicadores permitió mantener controlado e interpretable el número de variables en los modelos.

Bienestar Psicológico

Indicadores de bienestar psicológico de los estudiantes predicen la alfabetización lectora en las pruebas PISA. Es decir, la manera en la cual los alumnos valoran su vida, se comprometen con la escuela y fijan metas para el futuro se relaciona con la alfabetización lectora. Esto es coherente con la literatura que indica que los factores psicológicos son esenciales para comprender el éxito de los estudiantes en la escuela (Gouédard, 2021). La autoeficacia y la motivación para dominar las tareas se asocian a un mayor rendimiento en lectura. Mientras tanto, un mayor sentido de la vida se asocia a un menor rendimiento en lectura.

Autoeficacia. La autoeficacia predice un mayor rendimiento en lectura. Es decir, la convicción de la propia capacidad de ejecutar los comportamientos requeridos para producir ciertos resultados se asocia a una mayor alfabetización lectora. Esto se puede explicar porque la ocurrencia de conductas de aprendizaje depende de cuánto el estudiante confía en su capacidad para completar la tarea (Hornstra et al., 2016). Estos resultados son coherentes con lo reportado en la literatura previa en relación con la relación entre la autoeficacia y la alfabetización lectora (Hornstra et al., 2016; Isci, 2021; Polderdijk, 2020; Ruegg, 2018; Uysal & Eren, 2021; Yang et al., 2018; Yu & Hu, 2022). La relación entre autoeficacia y alfabetización lectora en PISA apoya la idea de que las creencias sobre las propias capacidades como lectores influyen en el rendimiento real en lectura (Peura et al., 2021).

Motivación para Dominar las Tareas. La motivación para desarrollar dominio en las tareas predice una mayor alfabetización lectora. Es decir, los estudiantes que obtienen satisfacción esforzándose y persisten hasta que las tareas están terminadas tienden a tener mejores puntajes en lectura. En el marco de PISA, este constructo se opone a la motivación que se asocia exclusivamente a rendir o desempeñarse bien sin necesariamente dominar la tarea. Los alumnos que disfrutan mejorar sus resultados y prefieren trabajar por dominar un tema antes que pasar a temas que ya manejan suelen rendir mejor en las pruebas de lectura. Esto se puede explicar porque la motivación para dominar las tareas está asociada a la orientación por objetivos y a la resiliencia (Govorova et al., 2020b). Estos resultados concuerdan con la literatura previa que indica que la motivación es clave en el éxito escolar porque desarrollar la alfabetización lectora requiere motivación y persistencia (Thomson, 2021).

Sentido de la Vida. Un mayor sentido de la vida se asocia a un menor rendimiento en lectura. Los estudiantes que sienten que su vida tiene un claro sentido o propósito y están satisfechos con ese sentido tienden a presentar menores niveles de alfabetización lectora. Este resultado es inesperado. La literatura previa indica que el sentido de la vida está asociado a un mejor rendimiento académico (Ji, 2019; Lo & Ip, 2022). Una posible explicación del resultado presentado es que es posible que, en el contexto latinoamericano, la escuela tradicional enfatice en desarrollar habilidades académicas sin tomar en cuenta la

satisfacción vital. Esto implicaría que la escuela en América Latina está mediada por una pedagogía tradicional que no permite desarrollar el sentido de la vida y las habilidades académicas conjuntamente. Sin embargo, se necesita más investigación para aclarar la relación específica entre sentido de la vida y alfabetización lectora.

Bienestar Cognitivo

Indicadores de bienestar cognitivo predicen la alfabetización lectora. Las habilidades para resolver cuestiones cotidianas y el conocimiento de los estudiantes se asocian al rendimiento en lectura. También, las creencias, actitudes y disposiciones hacia el aprendizaje y la educación predicen los resultados en estas pruebas. Interesantemente, los dos indicadores de bienestar cognitivo incluidos en el presente estudio predicen un mayor rendimiento en lectura. Tanto el disfrute de la lectura como la mentalidad de crecimiento se asocian a una mayor alfabetización lectora.

Disfrute de la Lectura. El disfrute de la lectura predice un mayor rendimiento en lectura. Es decir, los estudiantes que hablan sobre libros con otras personas y tienen a la lectura como uno de sus pasatiempos favoritos tienden a presentar una mayor alfabetización lectora. En contraste, los estudiantes que leen sólo cuando deben hacerlo o para suplir necesidades específicas de información tienden a tener menores puntajes en lectura. Esto se explica porque un estudiante que disfruta la lectura tiene más oportunidades de aprender a localizar información, construir modelos de significado conjuntamente y valorar las fuentes de información disponibles. En general, estos resultados son consistentes con la evidencia previa de la asociación entre disfrutar la lectura y los puntajes en pruebas de lectura (Aricak et al., 2023; Kılıç Depren & Depren, 2022; Tavsancil et al., 2019).

Mentalidad de Crecimiento. La mentalidad de crecimiento predice un mayor nivel de alfabetización lectora. Los estudiantes que creen que la inteligencia y la habilidad pueden ser desarrolladas mediante esfuerzo, buenas estrategias y apoyo de otros tienden a tener mejor rendimiento en lectura. Esto se explica porque estos estudiantes perciben menor carga cognitiva en el aula y tienen mayor motivación para dominar las tareas y autoeficacia (Schleicher, 2019; Xu et al., 2021). Así mismo, la mentalidad de crecimiento se asocia a objetivos de aprendizaje más ambiciosos y más importancia a la escuela (Schleicher, 2019). En general, los resultados de este trabajo son consistentes con la evidencia de que la

mentalidad de crecimiento se asocia al rendimiento académico (Barbouta et al., 2020; Bernardo, 2021; Cho et al., 2021; Outes-Leon et al., 2020; Uysal & Eren, 2021; Yeager et al., 2019).

Crisis de la Replicación y Aprendizaje Automático en Investigación Educativa

Este estudio contribuye a avanzar en la formación de teorías sólidas y replicables en la investigación sobre la alfabetización lectora. Este trabajo utilizó una red neuronal para explorar robustamente los datos de PISA y generar hipótesis novedosas sobre los predictores de la alfabetización lectora. Esto se basó en la idea de que utilizar Aprendizaje Automático para explorar datos disponibles es una técnica para solucionar la crisis de replicabilidad en ciencias sociales (Van Lissa, 2022). En parte, la crisis de replicabilidad se origina en la falta de “buenas teorías” (Van Lissa, 2022). El presente trabajo demuestra que usar redes neuronales para explorar contribuye a la solidez de las teorías en la investigación educativa y al aumento de la replicación en este campo.

Es también importante señalar que el alcance de la discusión sobre la crisis de replicación en psicología ha sido limitado en cuando a los problemas de replicabilidad asociados al *big data*. Aunque esta discusión ha sido ampliamente extendida en psicología, se han propuesto soluciones limitadas para problemas de replicación relacionados con el uso de modelos estadísticos para estudiar datos previamente recolectados. En este contexto, el problema central es que no existe una metodología para evitar el *p-hacking* (Simmons et al., 2011) ni para evitar que investigadores creen y verifiquen sus hipótesis con los mismos datos. Entonces, esta investigación dividió aleatoriamente los datos en dos bases diferentes: una base para crear las hipótesis y otra para testearlas. Este procedimiento y el uso de Aprendizaje Automático en la fase exploratoria constituyen una alternativa para mejorar los controles en la construcción teórica en este contexto.

Las hipótesis generadas en la fase exploratoria del presente trabajo se replicaron aplicando modelos de regresión en un conjunto de datos distinto. Esto se puede explicar porque la exploración tomó en cuenta un gran número de predictores. Este procedimiento permitió que el conjunto de hipótesis explicativas tomara en cuenta más causas alternativas e incorporara los predictores más importantes de la alfabetización lectora. La selección de variables con base al análisis de sensibilidad fue la clave de este proceso. Al evaluar la

utilidad relativa de los posibles predictores, se construyó un conjunto de hipótesis sólidas y replicables sobre la relación entre clima escolar, bienestar estudiantil y alfabetización lectora.

El presente trabajo toma en cuenta efectos complejos al evaluar la relación entre clima escolar, bienestar estudiantil y alfabetización lectora. Esto es así porque las redes neuronales capturan eficientemente efectos no lineales e interacciones complejas (Sheetal et al., 2020). Usualmente, las teorías educativas no dan cuenta de relaciones no lineales y efectos complejos. Sin embargo, esta complejidad es esencial para entender los procesos educativos. Esta investigación muestra que tomar en cuenta esta complejidad utilizando métodos de aprendizaje automático para generar teorías produce hipótesis robustas y replicables.

La investigación educativa se enfrenta a la dificultad de producir resultados fiables, consistentes y reproducibles en distintos contextos (Wiliam, 2022). Utilizar Aprendizaje Automático en la fase inductiva de la producción de conocimiento acumulativo puede contribuir a abordar esta dificultad. Usando una red neuronal, se exploraron los datos de PISA y se construyó un conjunto de hipótesis sobre los predictores de la alfabetización lectora. Tomando en cuenta efectos no lineales e interacciones complejas, estas hipótesis fueron confirmadas utilizando modelos de regresión tradicionales en un conjunto de datos distinto. En investigación psicológica y educativa, este modelo de producción de conocimiento puede producir resultados fiables, consistentes y reproducibles en distintos contextos e investigaciones.

Limitaciones y Futuras Investigaciones

El presente estudio tiene algunas limitaciones. En primer lugar, solamente se analizaron los datos de PISA para América Latina. Esto se hizo así debido a la relevancia de la investigación en la región. Sin embargo, se necesita más investigación para confirmar si los resultados de este estudio se replican para el caso de otras regiones. Así mismo, se necesita más investigación para analizar las variables intranacionales que inciden en la alfabetización lectora. Los análisis agregados por país pueden enmascarar algunos de estos factores. Fortalecer estos aspectos ayudaría a producir teorías más sólidas sobre la relación entre clima escolar, bienestar estudiantil y alfabetización lectora.

En segundo lugar, el presente estudio no tomó en cuenta todas las dimensiones de bienestar estudiantil. Específicamente, no se tomaron en cuenta los indicadores de bienestar físico, material y social. Esta decisión se tomó debido a la relevancia de los indicadores de bienestar psicológico y cognitivo en la investigación psicológica. Sin embargo, un modelo comprensivo del desarrollo de la alfabetización lectora debería incluir las condiciones físicas, materiales y sociales. Se necesita más investigación para evaluar el efecto del bienestar físico, material y social sobre la alfabetización lectora en las pruebas PISA.

En tercer lugar, esta investigación no diferenció entre los subprocesos de la alfabetización lectora. Esta decisión se tomó porque evaluar el efecto del clima escolar y del bienestar estudiantil sobre cada uno de los subprocesos de la lectura excede el alcance del estudio. Aunque la medida de alfabetización lectora que se utilizó engloba los subprocesos de esta capacidad, es posible que cada subproceso tenga un conjunto de predictores distinto. También, es posible que el efecto de cada indicador de bienestar estudiantil y clima escolar sea diferente para cada subproceso de la lectura. Se necesita más investigación para entender si el efecto del clima escolar y del bienestar estudiantil sobre la alfabetización lectora depende del subproceso de lectura.

En cuarto lugar, esta investigación solamente utilizó las percepciones de los estudiantes para medir el clima escolar. Indicadores globales y objetivos del clima escolar no fueron utilizados para predecir la alfabetización lectora. Por ejemplo, no se incluyeron indicadores relacionados con los edificios, las instalaciones, los recursos educativos y la tecnología disponible. De manera similar, indicadores de la organización escolar (ej., tamaño de las aulas, tamaño de la escuela) no se incluyeron como predictores del rendimiento en lectura. Igualmente, no se incluyeron medidas relacionadas con las percepciones de otros actores de la escuela (ej., padres, profesores, directivos) y no se encontraron Coeficientes de Correlación Intraclase (CCI1 y CCI2) en la revisión de literatura realizada. Se necesita más investigación sobre la relación entre alfabetización lectora y clima escolar que cubra estos aspectos.

En quinto lugar, este estudio no recoge la posibilidad de que el clima escolar y el bienestar estudiantil sean predichos por la alfabetización lectora. Existen razones para pensar que el rendimiento en lectura incide en el clima escolar y el bienestar estudiantil. Por

ejemplo, los comportamientos disruptivos de los estudiantes (ej., el ruido en la clase, el ausentismo, las tardanzas) pueden presentarse menos si los estudiantes son más competentes leyendo. Así mismo, un estudiante puede disfrutar la lectura en función de su competencia para seleccionar, comprender y evaluar la información. Incluso, es posible que algunas escuelas excluyan sistemáticamente a los estudiantes menos competentes, lo cual podría incidir en las percepciones de clima escolar de los estudiantes competentes. Sin embargo, el análisis de datos de esta investigación no incluye la posibilidad de que el clima escolar y el bienestar estudiantil sean variables dependientes del rendimiento en lectura. Se necesita más investigación para comprender el clima escolar y el bienestar estudiantil en función del nivel de alfabetización lectora.

Referencias

2018 Database—PISA. (s. f.). Recuperado 8 de agosto de 2022, de

<https://www.oecd.org/pisa/data/2018database/>

Afflerbach, P., & Harrison, C. (2017). What Is Engagement, How Is It Different From Motivation, and How Can I Promote It? *Journal of Adolescent & Adult Literacy*, 61(2), 217-220. <https://doi.org/10.1002/jaal.679>

Alatartseva, E., & Barysheva, G. (2015). Well-being: Subjective and Objective Aspects. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 166, 36-42.

<https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.12.479>

- Amatori, S., Donati Zeppa, S., Preti, A., Gervasi, M., Gobbi, E., Ferrini, F., Rocchi, M. B. L., Baldari, C., Perroni, F., Piccoli, G., Stocchi, V., Sestili, P., & Sisti, D. (2020). Dietary Habits and Psychological States during COVID-19 Home Isolation in Italian College Students: The Role of Physical Exercise. *Nutrients*, *12*(12), Article 12. <https://doi.org/10.3390/nu12123660>
- Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics. An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- Anoita, B. S., Tiatri, S., & Sari, M. P. (2020). *The Relationship Between Fear of Failure and Student Academic Achievement With Procrastination as Mediating Variable*. 538-543. <https://doi.org/10.2991/assehr.k.201209.082>
- Aricak, O. T., Guldal, H., & Erdogan, I. (2023). Which noncognitive features provide more information about reading performance? A data-mining approach to big educational data. *Journal of Pacific Rim Psychology*, *17*, 18344909231164025. <https://doi.org/10.1177/18344909231164025>
- Atef, M. (2019, agosto 20). *Why girls achieve academically more than boys in the Arab world? : The effect of gender segregation and bullying in schools on gender achievement* [Info:eu-repo/semantics/masterThesis]. University of Twente. <https://essay.utwente.nl/79413/>
- Baliram, N., & Ellis, A. K. (2019). The impact of metacognitive practice and teacher feedback on academic achievement in mathematics. *School Science and Mathematics*, *119*(2), 94-104. <https://doi.org/10.1111/ssm.12317>
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, *84*(2), 191-215. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.2.191>

- Barbouta, A., Barbouta, C., & Kotrotsiou, S. (2020). *Growth Mindset and Grit: How Do University Students' Mindsets and Grit Affect their Academic Achievement?*
- Baumeister, R. F., & Leary, M. R. (1995). The need to belong: Desire for interpersonal attachments as a fundamental human motivation. *Psychological Bulletin*, *117*(3), 497-529. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.117.3.497>
- Baysu, G., Agirdag, O., & De Leersnyder, J. (2023). The Association Between Perceived Discriminatory Climate in School and Student Performance in Math and Reading: A Cross-National Analysis Using PISA 2018. *Journal of Youth and Adolescence*, *52*(3), 619-636. <https://doi.org/10.1007/s10964-022-01712-3>
- Bernardo, A. B. I. (2021). Socioeconomic status moderates the relationship between growth mindset and learning in mathematics and science: Evidence from PISA 2018 Philippine data. *International Journal of School & Educational Psychology*, *9*(2), 208-222. <https://doi.org/10.1080/21683603.2020.1832635>
- Bernardo, A. B. I., Cordel, M. O., Lucas, R. I. G., Teves, J. M. M., Yap, S. A., & Chua, U. C. (2021). Using Machine Learning Approaches to Explore Non-Cognitive Variables Influencing Reading Proficiency in English among Filipino Learners. *Education Sciences*, *11*(10), Article 10. <https://doi.org/10.3390/educsci11100628>
- Bhojani, S. H., & Bhatt, N. (2020). Wheat crop yield prediction using new activation functions in neural network. *Neural Computing and Applications*, *32*(17), 13941-13951. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-04797-8>
- Björkqvist, K. (1994). Sex differences in physical, verbal, and indirect aggression: A review of recent research. *Sex Roles: A Journal of Research*, *30*(3-4), 177-188. <https://doi.org/10.1007/BF01420988>

- Borgonovi, F., & Pál, J. (2016). *A Framework for the Analysis of Student Well-Being in the PISA 2015 Study: Being 15 In 2015*. OECD. <https://doi.org/10.1787/5jlpszwghvven>
- Britt, M. A., Durik, A., & Rouet, J.-F. (2022). Reading Contexts, Goals, and Decisions: Text Comprehension as a Situated Activity. *Discourse Processes*, 59(5-6), 361-378. <https://doi.org/10.1080/0163853X.2022.2068345>
- Bronfenbrenner, U. (1987). *La ecología del desarrollo humano. Experimentos en entornos naturales y diseñados*. (1.^a ed.). Ediciones Paidós.
- Cahu, P. M. M., & Quota, M. B. N. (2019). *Does School Safety and Classroom Disciplinary Climate Hinder Learning? Evidence from the MENA Region* (SSRN Scholarly Paper 3374045). <https://papers.ssrn.com/abstract=3374045>
- Cantley, I. (2023). Replicable quantitative psychological and educational research: Possibility or pipe dream? *Educational Philosophy and Theory*, 55(1), 111-121. <https://doi.org/10.1080/00131857.2022.2090926>
- Carmona-Halty, M., Salanova, M., Llorens, S., & Schaufeli, W. B. (2021). Linking positive emotions and academic performance: The mediated role of academic psychological capital and academic engagement. *Current Psychology*, 40(6), 2938-2947. <https://doi.org/10.1007/s12144-019-00227-8>
- Carrasco, D., Banerjee, R., López-Hornickel, N., & Treviño, E. (2022). Indirect effects of bullying on school mathematics achievement in Chile. *Studies in Educational Evaluation*, 74, 101172. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2022.101172>
- Cho, E., Kim, E. H., Ju, U., & Lee, G. A. (2021). Motivational predictors of reading comprehension in middle school: Role of self-efficacy and growth mindsets.

Reading and Writing, 34(9), 2337-2355. [https://doi.org/10.1007/s11145-021-10146-](https://doi.org/10.1007/s11145-021-10146-5)

5

Choque Marquez, G. (2021). *Clima escolar y comprensión lectora en niños y niñas de quinto y sexto de primaria de la Unidad Educativa "Nicolás Fernández Naranjo" de la ciudad de La Paz* [Thesis].

<http://repositorio.umsa.bo/xmlui/handle/123456789/28240>

Cohen, J., McCabe, E. M., Michelli, N. M., & Pickeral, T. (2009). School Climate: Research, Policy, Practice, and Teacher Education. *Teachers College Record*, 111(1), 180-213. <https://doi.org/10.1177/016146810911100108>

Crato, N. (Ed.). (2021). *Improving a Country's Education: PISA 2018 Results in 10 Countries*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-59031-4>

Datu, J. A. D., & King, R. B. (2018). Subjective well-being is reciprocally associated with academic engagement: A two-wave longitudinal study. *Journal of School Psychology*, 69, 100-110. <https://doi.org/10.1016/j.jsp.2018.05.007>

Desai, M., & Shah, M. (2021). An anatomization on breast cancer detection and diagnosis employing multi-layer perceptron neural network (MLP) and Convolutional neural network (CNN). *Clinical eHealth*, 4, 1-11.

<https://doi.org/10.1016/j.ceh.2020.11.002>

Dewaele, J.-M., & Li, C. (2021). Teacher enthusiasm and students' social-behavioral learning engagement: The mediating role of student enjoyment and boredom in Chinese EFL classes: *Language Teaching Research*.

<https://doi.org/10.1177/13621688211014538>

- Djambazova-Popordanoska, S. (2016). Implications of emotion regulation on young children's emotional wellbeing and educational achievement. *Educational Review*, 68(4), 497-515. <https://doi.org/10.1080/00131911.2016.1144559>
- Dweck, C. (2016, enero 13). What Having a “Growth Mindset” Actually Means. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2016/01/what-having-a-growth-mindset-actually-means>
- Dweck, C., & Yeager, D. (2019). Mindsets: A View From Two Eras. *Perspectives on Psychological Science*, 14(3), 481-496. <https://doi.org/10.1177/1745691618804166>
- Ertem, H. Y. (2021). Examination of Turkey's PISA 2018 reading literacy scores within student-level and school-level variables. *Participatory Educational Research*, 8(1), Article 1. <https://doi.org/10.17275/per.21.14.8.1>
- Fan, W., & Williams, C. (2018). The Mediating Role of Student Motivation in the Linking of Perceived School Climate and Achievement in Reading and Mathematics. *Frontiers in Education*, 3. <https://www.frontiersin.org/article/10.3389/educ.2018.00050>
- Filippello, P., Buzzai, C., Costa, S., & Sorrenti, L. (2019). School Refusal and Absenteeism: Perception of Teacher Behaviors, Psychological Basic Needs, and Academic Achievement. *Frontiers in Psychology*, 10. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2019.01471>
- Friederich, P., Krenn, M., Tamblyn, I., & Aspuru-Guzik, A. (2021). Scientific intuition inspired by machine learning-generated hypotheses. *Machine Learning: Science and Technology*, 2(2), 025027. <https://doi.org/10.1088/2632-2153/abda08>

- Gajderowicz, T. J., & Jakubowski, M. J. (2022). *Jordan and Lebanon Performance in International Student Assessments*. World Bank.
<https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/37631>
- Gamazo, A., & Martínez-Abad, F. (2020). An Exploration of Factors Linked to Academic Performance in PISA 2018 Through Data Mining Techniques. *Frontiers in Psychology, 11*, 575167. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.575167>
- García-Crespo, F. J., Galián Nicolás, B., Fernández-Alonso, R., & Muñiz, J. (2019). Resiliencia educativa en comprensión lectora: Factores determinantes en PIRLS-Europa. *Revista de educación*. <https://doi.org/10.4438/1988-592X-RE-2019-384-413>
- Gillen-O'Neel, C. (2021). Sense of Belonging and Student Engagement: A Daily Study of First- and Continuing-Generation College Students. *Research in Higher Education, 62*(1), 45-71. <https://doi.org/10.1007/s11162-019-09570-y>
- Gillies, R. (2016). Cooperative Learning: Review of Research and Practice. *Australian Journal of Teacher Education, 41*(3). <https://doi.org/10.14221/ajte.2016v41n3.3>
- Glaesser, J. (2019). Competence in educational theory and practice: A critical discussion. *Oxford Review of Education, 45*(1), 70-85.
<https://doi.org/10.1080/03054985.2018.1493987>
- Goodenow, C., & Grady, K. E. (1993). The Relationship of School Belonging and Friends' Values to Academic Motivation Among Urban Adolescent Students. *The Journal of Experimental Education, 62*(1), 60-71.
<https://doi.org/10.1080/00220973.1993.9943831>

- Gouëdard, P. (2021). Sky's the Limit: Growth Mindset, Students, and Schools in PISA. PISA 2018. En *OECD Publishing*. OECD Publishing.
- Govorova, E., Benítez, I., & Muñiz, J. (2020a). How Schools Affect Student Well-Being: A Cross-Cultural Approach in 35 OECD Countries. *Frontiers in Psychology, 11*.
<https://www.frontiersin.org/article/10.3389/fpsyg.2020.00431>
- Govorova, E., Benítez, I., & Muñiz, J. (2020b). Predicting Student Well-Being: Network Analysis Based on PISA 2018. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 17*(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/ijerph17114014>
- Graham, S., Liu, X., Aitken, A., Ng, C., Bartlett, B., Harris, K. R., & Holzapfel, J. (2018). Effectiveness of Literacy Programs Balancing Reading and Writing Instruction: A Meta-Analysis. *Reading Research Quarterly, 53*(3), 279-304.
<https://doi.org/10.1002/rrq.194>
- Guthrie, J. (2001). Contexts for Engagement and Motivation in Reading. *Reading Online, 4*(8). <https://www.semanticscholar.org/paper/Contexts-for-Engagement-and-Motivation-in-Reading.-Guthrie/7c5ab37ed56902be93ad99504d912860f49dcc35>
- Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research, 77*(1), 81-112. <https://doi.org/10.3102/003465430298487>
- Ho, E. S. C., & Lau, K. (2018). Reading engagement and reading literacy performance: Effective policy and practices at home and in school. *Journal of Research in Reading, 41*(4), 657-679. <https://doi.org/10.1111/1467-9817.12246>
- Hornstra, L., van der Veen, I., & Peetsma, T. (2016). Domain-specificity of motivation: A longitudinal study in upper primary school. *Learning and Individual Differences, 51*, 167-178. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2016.08.012>

- Hu, J., & Wang, Y. (2022). Influence of students' perceptions of instruction quality on their digital reading performance in 29 OECD countries: A multilevel analysis. *Computers & Education, 189*, 104591.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104591>
- IBM SPSS Statistics 26 Documentation*. (2022, abril 18).
[CT701,CT709,CT711,CT712,CT713,CT807,CT708].
<https://www.ibm.com/support/pages/ibm-spss-statistics-26-documentation>
- Ikwumelu, S. N., Oyibe, O. A., & Oketa, E. C. (2015). Adaptive Teaching: An Invaluable Pedagogic Practice in Social Studies Education. *Journal of Education and Practice, 6*(33), 140-144.
- İlter, İ. (2021). The Effect of School Absenteeism on the Relationship between Amotivation and Academic Achievement: A Path Analysis. *Pedagogika, 142*(2), 117-139.
- İnci, S., & Kaya, V. H. (2022). The Relationship between the Teacher Qualities Perceived by Students and the Achievements of High and Low Socioeconomic Level Students. *Cukurova University Faculty of Education Journal, 51*(1), Article 1.
- Isci, C. (2021). Reading Literacy of Bilingual and Monolingual Students in Turkey: A Comparative Study Based on PISA 2018 Data. *African Educational Research Journal, 9*. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1301439>
- Javed, T., Asghar, M. A., & Nazak, N. (2020). Association of teacher feedback with scholastic attainment at secondary level in Pakistan. *South African Journal of Education, 40*(2), Article 2.

- Ji, K. (2019). *The Effects of Meaning in Life on Academic Achievement*.
<https://repository.tcu.edu/handle/116099117/26993>
- Jiang, T., Gradus, J. L., & Rosellini, A. J. (2020). Supervised Machine Learning: A Brief Primer. *Behavior Therapy*, 51(5), 675-687.
<https://doi.org/10.1016/j.beth.2020.05.002>
- Johnson, D. W., & Johnson, R. T. (1974). Instructional Goal Structure: Cooperative, Competitive, or Individualistic. *Review of Educational Research*, 44(2), 213-240.
<https://doi.org/10.3102/00346543044002213>
- Karakus, M., Courtney, M., & Aydin, H. (2022). Understanding the academic achievement of the first- and second-generation immigrant students: A multi-level analysis of PISA 2018 data. *Educational Assessment, Evaluation and Accountability*.
<https://doi.org/10.1007/s11092-022-09395-x>
- Karaman, P. (2022). Examining Non-cognitive Factors Predicting Reading Achievement in Turkey: Evidence from PISA 2018. *International Journal of Contemporary Educational Research*. <https://doi.org/10.33200/ijcer.1026655>
- Karkonasasi, K., Yu-N, C., & Aliakbar Mousavi, S. (2018). Intention to Use SMS Vaccination Reminder and Management System among Health Centers in Malaysia: The Mediating Effect of Attitude. En *arXiv e-prints*.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.10744>
- Keller, M. M., Hoy, A. W., Goetz, T., & Frenzel, A. C. (2016). Teacher Enthusiasm: Reviewing and Redefining a Complex Construct. *Educational Psychology Review*, 28(4), 743-769. <https://doi.org/10.1007/s10648-015-9354-y>

- Kelley, K., & Preacher, K. J., (2012). On effect size. *Psychological Methods*, 17(2), 137-152. <https://doi.org/10.1037/a0028086>
- Khamkhong, S. (2018). Developing English L2 Critical Reading and Thinking Skills through the Pisa Reading Literacy Assessment Framework: A Case Study of Thai EFL Learners. *3L The Southeast Asian Journal of English Language Studies*, 24(3), 83-94. <https://doi.org/10.17576/3L-2018-2403-07>
- Khine, M. S., Fraser, B. J., Afari, E., & Liu, Y. (2022). Language learning environments and reading achievement among students in China: Evidence from PISA 2018 data. *Learning Environments Research*. <https://doi.org/10.1007/s10984-021-09404-8>
- Khonamri, F., & Karimabadi, M. (2015). Collaborative strategic reading and critical reading ability of intermediate Iranian learners. *Theory and Practice in Language Studies*, 5(7), 1375. <https://doi.org/10.17507/tpls.0507.09>
- Kintsch, W. (1988). The role of knowledge in discourse comprehension: A construction-integration model. *Psychological Review*, 95(2), 163-182. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.95.2.163>
- Kılıç Depren, S., & Depren, Ö. (2022). Cross-Cultural Comparisons of the Factors Influencing the High Reading Achievement in Turkey and China: Evidence from PISA 2018. *The Asia-Pacific Education Researcher*, 31(4), 427-437. <https://doi.org/10.1007/s40299-021-00584-8>
- Klem, A. M., & Connell, J. P. (2004). Relationships Matter: Linking Teacher Support to Student Engagement and Achievement. *Journal of School Health*, 74(7), 262-273. <https://doi.org/10.1111/j.1746-1561.2004.tb08283.x>

- Korpershoek, H., Canrinus, E. T., Fokkens-Bruinsma, M., & de Boer, H. (2020). The relationships between school belonging and students' motivational, social-emotional, behavioural, and academic outcomes in secondary education: A meta-analytic review. *Research Papers in Education*, 35(6), 641-680.
<https://doi.org/10.1080/02671522.2019.1615116>
- Koyuncu, İ., & Firat, T. (2020). Investigating Reading Literacy in PISA 2018 Assessment. *International Electronic Journal of Elementary Education*, 13(2), 263-275.
- Kuhn, M. R., & Stahl, S. A. (2003). Fluency: A review of developmental and remedial practices. *Journal of Educational Psychology*, 95(1), 3-21.
<https://doi.org/10.1037/0022-0663.95.1.3>
- Kuśnierz, C., Rogowska, A. M., & Pavlova, I. (2020). Examining Gender Differences, Personality Traits, Academic Performance, and Motivation in Ukrainian and Polish Students of Physical Education: A Cross-Cultural Study. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(16), Article 16.
<https://doi.org/10.3390/ijerph17165729>
- Laith, R., & Vaillancourt, T. (2022). The temporal sequence of bullying victimization, academic achievement, and school attendance: A review of the literature. *Aggression and Violent Behavior*, 64, 101722.
<https://doi.org/10.1016/j.avb.2022.101722>
- Lee, H., & Lee, J.-W. (2021). *Why East Asian students perform better in mathematics than their peers: An investigation using a machine learning approach* (SSRN Scholarly Paper 3896033). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3896033>

- León-Islas, E. E., May López, M., Chi Tamay, J. A., León-Islas, E. E., May López, M., & Chi Tamay, J. A. (2019). Comprensión lectora y medición de fluidez en universitarios de origen maya. *CPU-e. Revista de Investigación Educativa*, 28, 152-182. <https://doi.org/10.25009/cpue.v0i28.2603>
- Li, C. (2022). Foreign language learning boredom and enjoyment: The effects of learner variables and teacher variables. *Language Teaching Research*, 13621688221090324. <https://doi.org/10.1177/13621688221090324>
- Li, L., Chen, X., & Li, H. (2020). Bullying victimization, school belonging, academic engagement and achievement in adolescents in rural China: A serial mediation model. *Children and Youth Services Review*, 113, 104946. <https://doi.org/10.1016/j.chilyouth.2020.104946>
- Liu, J., Peng, P., & Luo, L. (2020). The Relation Between Family Socioeconomic Status and Academic Achievement in China: A Meta-analysis. *Educational Psychology Review*, 32(1), 49-76. <https://doi.org/10.1007/s10648-019-09494-0>
- Liu, L.-W., Hsieh, S.-H., Lin, S.-J., Wang, Y.-M., & Lin, W.-S. (2021). Rice Blast (*Magnaporthe oryzae*) Occurrence Prediction and the Key Factor Sensitivity Analysis by Machine Learning. *Agronomy*, 11(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/agronomy11040771>
- Lo, O.-T., & Ip, T. (2022). How Does the Psychological Well-being (PWB) in the First Year of College Studies Predict Community College Students' Academic Performance in Hong Kong? *Community College Journal of Research and Practice*, 46(3), 161-178. <https://doi.org/10.1080/10668926.2021.1882357>

- Lucas, T. C. D. (2020). A translucent box: Interpretable machine learning in ecology. *Ecological Monographs*, 90(4), e01422. <https://doi.org/10.1002/ecm.1422>
- Ludwig, J., & Mullainathan, S. (2022). *Algorithmic Behavioral Science: Machine Learning as a Tool for Scientific Discovery* (SSRN Scholarly Paper 4164272). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4164272>
- Lunrasri, Y., Tangdhanakanond, K., & Pasiphol, S. (2022). Effects of prompting type and learning achievement on reading literacy of ninth graders. *Kasetsart Journal of Social Sciences*, 43(2), 369-378. Scopus. <https://doi.org/10.34044/j.kjss.2022.43.2.14>
- Ma, L., Xiao, L., & Hau, K.-T. (2022). Teacher feedback, disciplinary climate, student self-concept, and reading achievement: A multilevel moderated mediation model. *Learning and Instruction*, 79, 101602. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2022.101602>
- Ma, Q., & Lee, H. Y. (2019). Measuring the Vocabulary Knowledge of Hong Kong Primary School Second Language Learners Through Word Associations: Implications for Reading Literacy. In B. L. Reynolds & M. F. Teng (Eds.), *English Literacy Instruction for Chinese Speakers* (pp. 35-56). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-13-6653-6_3
- Machová, P., & Vraštilová, O. (2018). Reading Literacy of Foreign Language Students Commencing Their Tertiary Studies. *E-Pedagogium*, 18(2), 52-63. <https://doi.org/10.5507/epd.2018.019>

- Makel, M. C., Smith, K. N., McBee, M. T., Peters, S. J., & Miller, E. M. (2019). A Path to Greater Credibility: Large-Scale Collaborative Education Research. *AERA Open*, 5(4), 2332858419891963. <https://doi.org/10.1177/2332858419891963>
- Mayer, L. M., Strich, J. R., Kadri, S. S., Lionakis, M. S., Evans, N. G., Prevots, D. R., & Ricotta, E. E. (2022). Machine Learning in Infectious Disease for Risk Factor Identification and Hypothesis Generation: Proof of Concept Using Invasive Candidiasis. *Open Forum Infectious Diseases*, 9(8), ofac401. <https://doi.org/10.1093/ofid/ofac401>
- McNeish, D., & Kelley, K. (2019). Fixed effects models versus mixed effects models for clustered data: Reviewing the approaches, disentangling the differences, and making recommendations. *Psychological Methods*, 24(1), 20-35. <https://doi.org/10.1037/met0000182>
- Mo, J. (2019). *How does PISA define and measure reading literacy?* <https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/efc4d0fe-en>
- Mostafa, T., Echazarra, A., & Guillou, H. (2018). *The science of teaching science: An exploration of science teaching practices in PISA 2015*. OECD. <https://doi.org/10.1787/f5bd9e57-en>
- Moyano, N., Quílez-Robres, A., & Cortés Pascual, A. (2020). Self-Esteem and Motivation for Learning in Academic Achievement: The Mediating Role of Reasoning and Verbal Fluidity. *Sustainability*, 12(14), Article 14. <https://doi.org/10.3390/su12145768>
- Muluk, S., Habiburrahim, H., Dahliana, S., & Akmal, S. (2021). The impact of bullying on EFL students' academic achievement at state Islamic universities in Indonesia.

Englisia: Journal of Language, Education, and Humanities, 8(2), Article 2.

<https://doi.org/10.22373/ej.v8i2.8996>

Nasir, M., Summerfield, N. S., Oztekin, A., Knight, M., Ackerson, L. K., & Carreiro, S.

(2021). Machine learning-based outcome prediction and novel hypotheses generation for substance use disorder treatment. *Journal of the American Medical Informatics Association: JAMIA*, 28(6), 1216-1224.

<https://doi.org/10.1093/jamia/ocaa350>

Nel, C., & Brink, S. (2019). Contradictions within an activity of second language reading

literacy. *South African Journal of Childhood Education*, 9(1), 1-11.

<https://doi.org/10.4102/sajce.v9i1.687>

Nguyen, D. A., Tran, D. Q., Nguyen, T. N., & Tran, H. H. (2023). Modeling labor

productivity in high-rise building construction projects using neural networks.

Archives of Civil Engineering, 69(1), 675-692.

<https://doi.org/10.24425/ace.2023.144195>

OECD. (2009). *PISA Data Analysis Manual: SPSS, Second Edition*. OECD.

<https://doi.org/10.1787/9789264056275-en>

OECD. (2017). *PISA 2015 Results (Volume III): Students' Well-Being*. OECD.

<https://doi.org/10.1787/9789264273856-en>

OECD. (2019a). *PISA 2018 Assessment and Analytical Framework*. OECD.

<https://doi.org/10.1787/b25efab8-en>

OECD. (2019b). *PISA 2018 Reading Framework*. [https://www.oecd-](https://www.oecd-ilibrary.org/content/component/5c07e4f1-en)

[ilibrary.org/content/component/5c07e4f1-en](https://www.oecd-ilibrary.org/content/component/5c07e4f1-en)

- OECD. (2019c). *PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do*. OECD.
<https://doi.org/10.1787/5f07c754-en>
- OECD. (2019d). *PISA 2018 Results (Volume II): Where All Students Can Succeed*. OECD.
<https://doi.org/10.1787/b5fd1b8f-en>
- OECD. (2019e). *PISA 2018 Results (Volume III): What School Life Means for Students' Lives*. OECD. <https://doi.org/10.1787/acd78851-en>
- OECD. (2020). *Student truancy and lateness*. <https://www.oecd-ilibrary.org/content/component/d72b946c-en>
- Okkinga, M., van Steensel, R., van Gelderen, A. J. S., & Slegers, P. J. C. (2018). Effects of reciprocal teaching on reading comprehension of low-achieving adolescents. The importance of specific teacher skills. *Journal of Research in Reading, 41*(1), 20-41.
<https://doi.org/10.1111/1467-9817.12082>
- Olweus, D. (1994). Annotation: Bullying at school: Basic facts and effects of a school based intervention program. *Child Psychology & Psychiatry & Allied Disciplines, 35*(7), 1171-1190. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7610.1994.tb01229.x>
- Outes-Leon, I., Sánchez, A., & Vakis, R. (2020). *The Power of Believing You Can Get Smarter: The Impact of a Growth-Mindset Intervention on Academic Achievement in Peru* (SSRN Scholarly Paper 3531336).
<https://papers.ssrn.com/abstract=3531336>
- Parhiala, P., Torppa, M., Vasalampi, K., Eklund, K., Poikkeus, A.-M., & Aro, T. (2018). Profiles of school motivation and emotional well-being among adolescents: Associations with math and reading performance. *Learning and Individual Differences, 61*, 196-204. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2017.12.003>

Patchin, J. W., & Hinduja, S. (2006). Bullies Move Beyond the Schoolyard: A Preliminary Look at Cyberbullying. *Youth Violence and Juvenile Justice*, 4(2), 148-169.

<https://doi.org/10.1177/1541204006286288>

Peura, P., Aro, T., Räikkönen, E., Viholainen, H., Koponen, T., Usher, E. L., & Aro, M.

(2021). Trajectories of change in reading self-efficacy: A longitudinal analysis of self-efficacy and its sources. *Contemporary Educational Psychology*, 64, 101947.

<https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2021.101947>

PISA 2018 Technical Report—PISA. (s. f.). Recuperado 6 de septiembre de 2022, de

<https://www.oecd.org/pisa/data/pisa2018technicalreport/>

Polderdijk, S. (2020). *Teacher Mechanisms, Reading Attitude and Self-efficacy of Second*

Language Readers. <https://studenttheses.uu.nl/handle/20.500.12932/38626>

Pollard, E. L., & Lee, P. D. (2003). Child Well-being: A Systematic Review of the

Literature. *Social Indicators Research*, 61(1), 59-78.

<https://doi.org/10.1023/A:1021284215801>

Prasad, D. K., Mangipudi, D. M. R., Vaidya, D. R., & Muralidhar, B. (2020).

Organizational Climate, Opportunities, Challenges and Psychological Wellbeing of

the Remote Working Employees during COVID-19 Pandemic: A General Linear

Model Approach with Reference to Information Technology Industry in Hyderabad

(SSRN Scholarly Paper 3599799). <https://papers.ssrn.com/abstract=3599799>

Qian, Q., & Lau, K. (2022). The effects of achievement goals and perceived reading

instruction on Chinese student reading performance: Evidence from PISA 2018.

Journal of Research in Reading, 45(1), 137-156. [https://doi.org/10.1111/1467-](https://doi.org/10.1111/1467-9817.12388)

[9817.12388](https://doi.org/10.1111/1467-9817.12388)

- Quezada, C. (2007). Potencia Estadística, Sensibilidad y Tamaño del Efecto: ¿Un Nuevo Canon para la Investigación? *Onomázein*, 2(16), 159-170.
- R Core Team. (2020). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Raharjanti, R. D. (2019). The Impact of Teacher's Positive Attitude and Enthusiasm on Teaching EFL. *Journal of Research on Applied Linguistics, Language, and Language Teaching*, 2(2), Article 2. <https://doi.org/10.31002/jrlt.v2i2.550>
- Rojas Bravo, J. M. (2013). Clima escolar y tipología docente: La violencia escolar en las prácticas educativas. *Cuadernos de Investigación Educativa*, 4(19), 87-104.
- Romero, A., & Papango, M. (2020). PISA Reading Literacy Framework vis-a-vis the Philippine Kto12 English Curriculum. En *Challenges of PISA: The PNU Report* (pp. 33-56). Philippine Normal University and Rex Institute for Student Excellence, Inc. <https://po.pnuresearchportal.org/wp-content/uploads/2021/03/Final-Report-PNU-PISA-Report-Copyrighted-1.pdf#page=36>
- Rouet, J.-F., & Potocki, A. (2018). From reading comprehension to document literacy: Learning to search for, evaluate and integrate information across texts / De la lectura a la alfabetización documental: aprender a buscar, evaluar e integrar información de diversos textos. *Journal for the Study of Education and Development*, 41(3), 415-446. <https://doi.org/10.1080/02103702.2018.1480313>
- Ruegg, R. (2018). The effect of peer and teacher feedback on changes in EFL students' writing self-efficacy. *The Language Learning Journal*, 46(2), 87-102. <https://doi.org/10.1080/09571736.2014.958190>

- Safari, N. F. N. (2020). Students' Perception of Teacher Guidance on Reading Learning Based on Results of PISA 2018. *Indonesian Journal of Educational Assessment*, 3(1), Article 1. <https://doi.org/10.26499/ijea.v3i1.56>
- Samara, M., Nascimento, B. S., El-Asam, A., Hammuda, S., & Khattab, N. (2021). How can bullying victimisation lead to lower academic achievement? A systematic review and meta-analysis of the mediating role of cognitive-motivational factors. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(5), 1-22. Scopus. <https://doi.org/10.3390/ijerph18052209>
- Schleicher, A. (2019). PISA 2018: Insights and Interpretations. En *OECD Publishing*. OECD Publishing.
- Sekiwu, D., Ssempala, F., & Frances, N. (2020). Investigating the Relationship between School Attendance and Academic Performance in Universal Primary Education: The Case of Uganda. *African Educational Research Journal*, 8(2), 152-160.
- Shala, A., Grajcevci, A., & Latifi, F. (2021). Do teacher characteristics matter? Findings from the PISA performance of Kosovar students. *International Journal of Management in Education*, 15(6), 580-597. <https://doi.org/10.1504/IJMIE.2021.119357>
- Sheetal, A., Feng, Z., & Savani, K. (2020). Using Machine Learning to Generate Novel Hypotheses: Increasing Optimism About COVID-19 Makes People Less Willing to Justify Unethical Behaviors. *Psychological Science*, 31(10), 1222-1235. <https://doi.org/10.1177/0956797620959594>
- Shehzad, M. W., Alghorbany, A., Lashari, S. A., & Lashari, T. A. (2019). Self-efficacy Sources and Reading Comprehension: The Mediating Role of Reading Self-efficacy

- Beliefs. *3L The Southeast Asian Journal of English Language Studies*, 25(3), 90-105. <https://doi.org/10.17576/3L-2019-2503-07>
- Sheybani, M. (2019). The relationship between EFL Learners' Willingness to Communicate (WTC) and their teacher immediacy attributes: A structural equation modelling. *Cogent Psychology*, 6(1), 1607051. <https://doi.org/10.1080/23311908.2019.1607051>
- Simmons, J. P., Nelson, L. D., & Simonsohn, U. (2011). False-Positive Psychology: Undisclosed Flexibility in Data Collection and Analysis Allows Presenting Anything as Significant. *Psychological Science*, 22(11), 1359-1366. <https://doi.org/10.1177/0956797611417632>
- Soldevilla Huayllani, S. (2018). Clima escolar en el logro de aprendizaje en comprensión lectora de los estudiantes de segundo grado – 2017. *Universidad César Vallejo*. <https://repositorio.ucv.edu.pe/handle/20.500.12692/28926>
- Şuteu, L., Cristea, M., & Ciascai, L. (2021). The relationship of gender with reading performance, reading enjoyment, perceived ability and perceived difficulty in a sample of Romanian students. *Journal of Educational Sciences & Psychology*, 11(73)(1), 79-90. <https://doi.org/10.51865/JESP.2021.1.08>
- Tavsancil, E., Yildirim, O., & Demir, S. B. (2019). Direct and Indirect Effects of Learning Strategies and Reading Enjoyment on PISA 2009 Reading Performance. *Eurasian Journal of Educational Research*, 19(82), Article 82.
- Thapa, A., Cohen, J., Guffey, S., & Higgins-D'Alessandro, A. (2013). A Review of School Climate Research. *Review of Educational Research*, 83(3), 357-385. <https://doi.org/10.3102/0034654313483907>

- Thomson, S. (2021). PISA 2018: Australia in Focus Number 1: Academic resilience among Australian students. *OECD Programme for International Student Assessment (PISA) Australia*. <https://research.acer.edu.au/ozpisa/52>
- Torppa, M., Vasalampi, K., Eklund, K., Sulkunen, S., & Niemi, P. (2020). Reading comprehension difficulty is often distinct from difficulty in reading fluency and accompanied with problems in motivation and school well-being. *Educational Psychology, 40*(1), 62-81. <https://doi.org/10.1080/01443410.2019.1670334>
- Tran, C. T., & Le, Q. T. (2022). What is it like learning with an enthusiastic teacher? – A survey on university EFL students. *International Journal of TESOL & Education, 2*(4), Article 4. <https://doi.org/10.54855/ijte.22248>
- Trinidad, J. E., & King, R. B. (2022). Ability grouping predicts inequality, not achievement gains in Philippine schools: Findings from PISA 2018. *Educational Research for Policy and Practice, 21*(2), 305-322. <https://doi.org/10.1007/s10671-021-09307-8>
- Tse, S.-K., Xiao, X.-Y., Ko, H.-W., Lam, J. W.-I., Hui, S.-Y., & Ng, H.-W. (2016). Do reading practices make a difference? Evidence from PIRLS data for Hong Kong and Taiwan primary school Grade 4 students. *Compare: A Journal of Comparative and International Education, 46*(3), 369-393. <https://doi.org/10.1080/03057925.2014.927732>
- Ulkhag, M. (2022, diciembre 21). *The Determinants of Indonesian Students' Mathematics Performance: An Analysis through PISA Data 2018 Wave*. Proceedings of the First Jakarta International Conference on Multidisciplinary Studies Towards Creative Industries, JICOMS 2022, 16 November 2022, Jakarta, Indonesia. <https://eudl.eu/doi/10.4108/eai.16-11-2022.2326139>

- Ünal, E., Uzun, A. M., & Kilis, S. (2022). Does ICT involvement really matter? An investigation of Turkey's case in PISA 2018. *Education and Information Technologies*, 27(8), 11443-11465. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11067-8>
- Uysal, İ., & Eren, A. (2021). 'Seeing the Truth in a Crooked Mirror': Examining PISA 2018 Student Achievement Within a Non-Linear Framework. *Uludağ Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 34(3), 923-978. <https://doi.org/10.19171/uefad.932207>
- Van Lissa, C. J. (2022). Developmental data science: How machine learning can advance theory formation in Developmental Psychology. *Infant and Child Development*, e2370. <https://doi.org/10.1002/icd.2370>
- Volante, L., Klinger, D., Siegel, M., & Yahia, L. (2019). Raising the achievement of immigrant students: Towards a multi-layered framework for enhanced student outcomes. *Policy Futures in Education*, 17(8), 1037-1056. <https://doi.org/10.1177/147821031983533>
- Wang, M.-T., & Degol, J. L. (2016). School Climate: A Review of the Construct, Measurement, and Impact on Student Outcomes. *Educational Psychology Review*, 28(2), 315-352. <https://doi.org/10.1007/s10648-015-9319-1>
- William, D. (2022). How should educational research respond to the replication "crisis" in the social sciences? Reflections on the papers in the Special Issue. *Educational Research and Evaluation*, 27(1-2), 208-214. <https://doi.org/10.1080/13803611.2021.2022309>
- Wilson, V., Malcolm, H., Edward, S., & Davidson, J. (2008). 'Bunking off': The impact of truancy on pupils and teachers. *British Educational Research Journal*, 34(1), 1-17. <https://doi.org/10.1080/01411920701492191>

- Wu, M. (2005). The role of plausible values in large-scale surveys. *Studies in Educational Evaluation, 31*(2), 114-128. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2005.05.005>
- Xu, K. M., Koorn, P., de Koning, B., Skuballa, I. T., Lin, L., Henderikx, M., Marsh, H. W., Sweller, J., & Paas, F. (2021). A growth mindset lowers perceived cognitive load and improves learning: Integrating motivation to cognitive load. *Journal of Educational Psychology, 113*, 1177-1191. <https://doi.org/10.1037/edu0000631>
- Yang, G., Badri, M., Al Rashedi, A., & Almazroui, K. (2018). The role of reading motivation, self-efficacy, and home influence in students' literacy achievement: A preliminary examination of fourth graders in Abu Dhabi. *Large-Scale Assessments in Education, 6*(1), 10. <https://doi.org/10.1186/s40536-018-0063-0>
- Yeager, D. S., Hanselman, P., Walton, G. M., Murray, J. S., Crosnoe, R., Muller, C., Tipton, E., Schneider, B., Hulleman, C. S., Hinojosa, C. P., Paunesku, D., Romero, C., Flint, K., Roberts, A., Trott, J., Iachan, R., Buontempo, J., Yang, S. M., Carvalho, C. M., ... Dweck, C. S. (2019). A national experiment reveals where a growth mindset improves achievement. *Nature, 573*(7774), Article 7774. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1466-y>
- Yetişir, M. İ., & Bati, K. (2021). The Effect of School and Student-Related Factors on PISA 2015 Science Performances in Turkey. *International Journal of Psychology and Educational Studies, 8*(2), Article 2.
- Yu, H., & Hu, J. (2022). ICT Self-Efficacy and ICT Interest Mediate the Gender Differences in Digital Reading: A Multilevel Serial Mediation Analysis. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET), 17*(05), Article 05. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i05.25691>

- Yu, S., & Zhao, X. (2021). The negative impact of bullying victimization on academic literacy and social integration: Evidence from 51 countries in PISA. *Social Sciences & Humanities Open*, 4(1), 100151. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2021.100151>
- Zaccoletti, S., Altoè, G., & Mason, L. (2020). Enjoyment, anxiety and boredom, and their control-value antecedents as predictors of reading comprehension. *Learning and Individual Differences*, 79, 101869. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2020.101869>
- Zhao, X., & Yu, S. (2020). *Exposure to Bullying, Academic Literacy and Social Integration: Evidences from PISA* (SSRN Scholarly Paper 3676306). <https://doi.org/10.2139/ssrn.3676306>

Anexo A

Sintaxis de SPSS para Construir el Perceptrón Multicapa de la Fase Exploratoria

* Encoding: UTF-8.

GET

FILE='C:\Users\Daniel
Jerez\Documents\2023_1\Tesis\Resultados_Finales\data_for_perceptron.sav'.

DATASET NAME DATOS_FOR_PERCEPTRON WINDOW=FRONT.

WEIGHT BY W_FSTUWT .

SET SEED=3000000.

*En este punto es importante cambiar manualmente las escalas de medida de las variables independientes ordinales

*Multilayer Perceptron Network.

MLP PV1READ (MLEVEL=S) PV2READ (MLEVEL=S) PV3READ (MLEVEL=S) PV4READ (MLEVEL=S)

PV5READ (MLEVEL=S) PV6READ (MLEVEL=S) PV7READ (MLEVEL=S) PV8READ (MLEVEL=S) PV9READ

```

(MLEVEL=S) PV10READ (MLEVEL=S) BY ST062Q01TA ST062Q02TA ST062Q03TA
ST184Q01HA WITH DISCLIMA TEACHSUP DIRINS PERFEED STIMREAD ADAPTIVITY

TEACHINT JOYREAD PERCOMP PERCOOP WORKMAST GFOFAIL EUDMO SWBP
RESILIENCE MASTGOAL DISCRIM BELONG BEINGBULLIED

/RESCALE COVARIATE=STANDARDIZED

/PARTITION TRAINING=7 TESTING=3 HOLDOUT=0

/ARCHITECTURE AUTOMATIC=YES (MINUNITS=1 MAXUNITS=50)

/CRITERIA TRAINING=BATCH OPTIMIZATION=SCALEDCONJUGATE
LAMBDAINITIAL=0.000005

SIGMAINITIAL=0.00005 INTERVALCENTER=0 INTERVALOFFSET=0.5 MEMSIZE=1000

/PRINT CPS NETWORKINFO SUMMARY CLASSIFICATION SOLUTION IMPORTANCE

/PLOT NETWORK RESIDUAL

/STOPPINGRULES ERRORSTEPS= 1 (DATA=AUTO) TRAININGTIMER=ON (MAXTIME=15)
MAXEPOCHS=AUTO

ERRORCHANGE=1.0E-4 ERRORRATIO=0.001

/MISSING USERMISSING=INCLUDE .

```

Anexo B

Código en R para Dividir Aleatoriamente el Conjunto de Datos

```

library(dplyr)
library(haven)
path <- file.path("C:/Users/Daniel
Jerez/Documents/2023_1/Tesis/stu_latinamerica_pisa.sav")
dataset <- read_sav(path)

# Split Data into Training and Testing in R
sample_size = floor(0.5*nrow(dataset))
set.seed(777)

# randomly split data in r
picked = sample(seq_len(nrow(dataset)),size = sample_size)
development =dataset[picked,]
holdout =dataset[-picked,]

```

```
write_sav(holdout, "C:/Users/Daniel
Jerez/Documents/2023_1/Tesis/Resultados_Finales/data_for_regression.sav")
write_sav(development, "C:/Users/Daniel
Jerez/Documents/2023_1/Tesis/Resultados_Finales/data_for_perceptron.sav")
```

Anexo C

Sintaxis de SPSS para Construir Modelo Lineal General Multivariante en la Fase Confirmatoria

* Encoding: UTF-8.

GET

```
FILE='C:\Users\Daniel
Jerez\Documents\2023_1\Tesis\Resultados_Finales\data_for_regression.sav'.
DATASET NAME DATOS_FOR_REGRESSION WINDOW=FRONT.
WEIGHT BY W_FSTUWT .
```

```
GLM PV1READ PV2READ PV3READ PV4READ PV5READ PV6READ PV7READ PV8READ
PV9READ PV10READ BY ST004D01T ST184Q01HA CNTRYID IMMIG
WITH JOYREAD DISCRIM DIRINS PERFEED ADAPTIVITY WORKMAST EUDMO
RESILIENCE BELONG ESCS
/METHOD=SSTYPE(3)
/INTERCEPT=INCLUDE
/PRINT=ETASQ OPOWER TEST (SSCP) HOMOGENEITY DESCRIPTIVE PARAMETER RSSCP
LOF
/CRITERIA=ALPHA(.01)
/DESIGN= DIRINS PERFEED ADAPTIVITY IMMIG WORKMAST EUDMO RESILIENCE
BELONG ESCS ST004D01T ST184Q01HA CNTRYID JOYREAD DISCRIM
```

Anexo D
Estimaciones de Parámetro Modelo Lineal General Multivariante

Variable dependiente	Parámetro	β	Desv. Error	t	Sig.	Intervalo de confianza al 99%		Eta cuadrado	Parámetro sin centralidad	Potencia observada
						Límite inferior	Límite superior			
PVIREAD	Intersección	416.91	1.07	386.78	.000	414.14	419.69	.091	386.78	1.000
	DIRINS	-9.92	.06	-	.000	-10.10	-9.75	.014	145.72	1.000
									145.72	
	PERFEED	-8.07	.073	-	.000	-8.26	-7.89	.008	110.57	1.000
									110.57	
ADAPTIVIT	10.13	.07		141.19	.000	9.94	10.31	.013	141.19	1.000
Y										
[IMMIG=1]	17.53	.77		22.52	.000	15.52	19.53	.000	22.52	1.000
[IMMIG=2]	-2.10	1.06		-1.98	.047	-4.84	.62	.000	1.98	.27
[IMMIG=3]	0*

	[CNTRYID=	-	.91	-19.06	.000	-19.68	-15.00	.000	19.06	1.000
	188]	17.345								
	[CNTRYID=	-47.04	.91	-51.59	.000	-49.39	-44.69	.002	51.59	1.000
	214]									
	[CNTRYID=	-6.46	.73	-8.81	.000	-8.35	-4.57	.000	8.81	1.000
	484]									
	[CNTRYID=	-24.14	1.24	-19.37	.000	-27.35	-20.93	.000	19.37	1.000
	591]									
	[CNTRYID=	-18.00	.76	-23.51	.000	-19.98	-16.03	.000	23.51	1.000
	604]									
	[CNTRYID=	0*
	858]									
	JOYREAD	15.36	.06	221.12	.000	15.18	15.54	.032	221.12	1.000
	DISCRIM	-19.33	.06	-	.000	-19.49	-19.17	.059	305.06	1.000
				305.06						
PV2READ	Intersección	426.14	1.07	396.44	.000	423.37	428.91	.095	396.44	1.000
	DIRINS	-9.87	.06	-	.000	-10.04	-9.69	.014	145.29	1.000
				145.29						
	PERFEED	-8.07	.07	-	.000	-8.26	-7.89	.008	110.88	1.000
				110.88						
	ADAPTIVIT	9.61	.07	134.33	.000	9.42	9.79	.012	134.33	1.000
	Y									
	[IMMIG=1]	11.78	.77	15.18	.000	9.78	13.78	.000	15.18	1.000
	[IMMIG=2]	-5.23	1.05	-4.94	.000	-7.96	-2.50	.000	4.94	.991
	[IMMIG=3]	0*
	WORKMAS	10.31	.06	151.67	.000	10.13	10.48	.015	151.67	1.000
	T									
	EUDMO	-9.99	.07	-	.000	-10.18	-9.81	.013	137.46	1.000
				137.46						

RESILIENC	.45	.07	6.43	.000	.27	.63	.000	6.43	1.000
E									
BELONG	6.30	.06	97.85	.000	6.14	6.47	.006	97.85	1.000
ESCS	20.60	.05	399.48	.000	20.47	20.73	.097	399.48	1.000
[ST004D01T =1]	1.54	.12	12.18	.000	1.21	1.86	.000	12.18	1.000
[ST004D01T =2]	0*
[ST184Q01 HA=1]	50.35	.21	236.75	.000	49.80	50.89	.036	236.75	1.000
[ST184Q01 HA=2]	40.67	.20	197.60	.000	40.14	41.20	.026	197.60	1.000
[ST184Q01 HA=3]	7.74	.20	37.60	.000	7.21	8.27	.001	37.60	1.000
[ST184Q01 HA=4]	0*
[CNTRYID= 32]	-22.28	.74	-29.95	.000	-24.20	-20.37	.001	29.95	1.000
[CNTRYID= 76]	-17.82	.72	-24.46	.000	-19.69	-15.94	.000	24.46	1.000
[CNTRYID= 152]	7.63	.77	9.83	.000	5.63	9.63	.000	9.83	1.000
[CNTRYID= 170]	-15.95	.74	-21.45	.000	-	-14.037	.000	21.45	1.000
[CNTRYID= 188]	-21.38	.90	-23.57	.000	-23.72	-19.04	.000	23.57	1.000
[CNTRYID= 214]	-51.54	.90	-56.69	.000	-53.89	-49.20	.002	56.69	1.000

	[CNTRYID=	-9.52	.73	-13.01	.000	-11.40	-7.64	.000	13.01	1.000
	484]									
	[CNTRYID=	-28.36	1.24	-22.83	.000	-31.56	-25.16	.000	22.83	1.000
	591]									
	[CNTRYID=	-19.74	.76	-25.85	.000	-	-17.77	.000	25.85	1.000
	604]					21.712				
	[CNTRYID=	0*
	858]									
	JOYREAD	15.13	.06	218.45	.000	14.95	15.31	.031	218.45	1.000
	DISCRIM	-19.62	.06	-	.000	-19.79	-19.46	.061	310.53	1.000
				310.53						
PV3READ	Intersección	416.40	1.07	388.51	.000	413.64	419.16	.092	388.51	1.000
	DIRINS	-9.98	.06	-	.000	-10.16	-9.81	.014	147.42	1.000
				147.42						
	PERFEED	-8.70	.07	-119.8	.000	-8.89	-8.51	.010	119.80	1.000
	ADAPTIVIT	9.27	.07	130.05	.000	9.09	9.46	.011	130.05	1.000
	Y			0						
	[IMMIG=1]	19.11	.77	24.70	.000	17.12	21.10	.000	24.70	1.000
	[IMMIG=2]	1.90	1.05	1.80	.072	-.81	4.61	.000	1.80	.219
	[IMMIG=3]	0*
	WORKMAS	10.33	.06	152.39	.000	10.15	10.50	.015	152.39	1.000
	T									
	EUDMO	-10.14	.07	-	.000	-	-9.95	.013	139.86	1.000
				139.86		10.330				
	RESILIENC	1.19	.07	16.96	.000	1.016	1.38	.000	16.96	1.000
	E									
	BELONG	5.72	.06	89.10	.000	5.56	5.89	.005	89.10	1.000
	ESCS	20.32	.05	395.15	.000	20.19	20.45	.095	395.15	1.000

[ST004D01T =1]	2.97	.12	23.60	.000	2.65	3.30	.000	23.60	1.000
[ST004D01T =2]	0*
[ST184Q01 HA=1]	51.20	.212	241.47	.000	50.65	51.75	.038	241.47	1.000
[ST184Q01 HA=2]	40.47	.205	197.23	.000	39.94	41.00	.025	197.23	1.000
[ST184Q01 HA=3]	6.61	.205	32.18	.000	6.08	7.14	.001	32.18	1.000
[ST184Q01 HA=4]	0*
[CNTRYID= 32]	-22.08	.742	-29.76	.000	-23.99	-20.17	.001	29.76	1.000
[CNTRYID= 76]	-16.79	.726	-23.11	.000	-18.66	-14.92	.000	23.11	1.000
[CNTRYID= 152]	9.81	.774	12.67	.000	7.82	11.80	.000	12.67	1.000
[CNTRYID= 170]	-13.79	.741	-18.61	.000	-15.70	-11.88	.000	18.61	1.000
[CNTRYID= 188]	-18.07	.905	-19.97	.000	-20.40	-15.74	.000	19.97	1.000
[CNTRYID= 214]	-48.72	.907	-53.74	.000	-51.05	-46.38	.002	53.74	1.000
[CNTRYID= 484]	-7.17	.729	-9.83	.000	-9.05	-5.29	.000	9.83	1.000
[CNTRYID= 591]	-28.06	1.239	-22.65	.000	-31.25	-24.87	.000	22.65	1.000

[ST184Q01 HA=1]	50.24	.212	237.02	.000	49.69	50.79	.036	237.02	1.000
[ST184Q01 HA=2]	41.38	.205	201.72	.000	40.85	41.91	.027	201.72	1.000
[ST184Q01 HA=3]	7.09	.205	34.53	.000	6.56	7.61	.001	34.53	1.000
[ST184Q01 HA=4]	0*
[CNTRYID= 32]	-22.18	.742	-29.91	.000	-24.10	-20.27	.001	29.91	1.000
[CNTRYID= 76]	-17.05	.726	-23.48	.000	-18.92	-15.18	.000	23.48	1.000
[CNTRYID= 152]	8.60	.774	11.12	.000	6.61	10.60	.000	11.12	1.000
[CNTRYID= 170]	-14.26	.741	-19.24	.000	-16.16	-12.35	.000	19.24	1.000
[CNTRYID= 188]	-18.94	.904	-20.94	.000	-21.27	-16.61	.000	20.94	1.000
[CNTRYID= 214]	-48.12	.906	-53.10	.000	-50.46	-45.79	.002	53.10	1.000
[CNTRYID= 484]	-8.11	.729	-11.12	.000	-9.99	-6.23	.000	11.12	1.000
[CNTRYID= 591]	-27.97	1.238	-22.58	.000	-31.16	-24.78	.000	22.58	1.000
[CNTRYID= 604]	-19.86	.761	-26.09	.000	-21.82	-17.9	.000	26.09	1.000
[CNTRYID= 858]	0*
JOYREAD	15.90	.069	230.26	.000	15.72	16.08	.034	230.26	1.000

	[ST184Q01 HA=3]	7.14	.207	34.47	.000	6.60	7.67	.001	34.47	1.000
	[ST184Q01 HA=4]	0*
	[CNTRYID= 32]	-20.09	.748	-26.85	.000	-22.02	-18.17	.000	26.85	1.000
	[CNTRYID= 76]	-14.59	.733	-19.92	.000	-16.48	-12.71	.000	19.92	1.000
	[CNTRYID= 152]	11.95	.781	15.31	.000	9.94	13.96	.000	15.31	1.000
	[CNTRYID= 170]	-11.03	.748	-14.75	.000	-12.95	-9.10	.000	14.75	1.000
	[CNTRYID= 188]	-15.36	.913	-16.84	.000	-17.71	-13.01	.000	16.84	1.000
	[CNTRYID= 214]	-44.15	.914	-48.28	.000	-46.50	-41.79	.002	48.28	1.000
	[CNTRYID= 484]	-4.29	.736	-5.84	.000	-6.19	-2.40	.000	5.84	.999
	[CNTRYID= 591]	-25.20	1.250	-20.16	.000	-28.42	-21.98	.000	20.16	1.000
	[CNTRYID= 604]	-14.61	.768	-19.03	.000	-16.59	-12.64	.000	19.03	1.000
	[CNTRYID= 858]	0*
	JOYREAD	15.65	.070	224.65	.000	15.47	15.83	.033	224.65	1.000
	DISCRIM	-19.59	.064	-308.1	.000	-19.75	-19.42	.060	308.16	1.000
PV6READ	Intersección	411.99	1.080	381.54	.000	409.14	414.77	.089	381.54	1.000
	DIRINS	-10.18	.068	-	.000	-10.36	-10.00	.015	149.20	1.000
				149.20						

	[CNTRYID=	-16.31	.732	-22.29	.000	-18.20	-14.43	.000	22.29	1.000
	76]									
	[CNTRYID=	9.54	.780	12.24	.000	7.53	11.55	.000	12.24	1.000
	152]									
	[CNTRYID=	-13.26	.747	-17.76	.000	-15.19	-11.34	.000	17.76	1.000
	170]									
	[CNTRYID=	-18.25	.911	-20.03	.000	-20.60	-15.90	.000	20.03	1.000
	188]									
	[CNTRYID=	-47.93	.913	-52.48	.000	-50.28	-45.58	.002	52.48	1.000
	214]									
	[CNTRYID=	-7.16	.735	-9.75	.000	-9.06	-5.27	.000	9.75	1.000
	484]									
	[CNTRYID=	-26.29	1.248	-21.06	.000	-29.50	-23.07	.000	21.06	1.000
	591]									
	[CNTRYID=	-17.30	.767	-22.56	.000	-19.28	-15.33	.000	22.56	1.000
	604]									
	[CNTRYID=	0*
	858]									
	JOYREAD	15.85	.070	227.77	.000	15.67	16.03	.034	227.77	1.000
	DISCRIM	-19.61	.063	-	.000	-19.77	-19.45	.060	308.93	1.000
				308.93						
PV7READ	Intersección	417.44	1.068	390.78	.000	414.69	420.19	.093	390.78	1.000
	DIRINS	-9.41	.068	-	.000	-9.59	-9.24	.013	139.46	1.000
				139.46						
	PERFEED	-8.21	.072	-	.000	-8.40	-8.03	.009	113.51	1.000
				113.51						
	ADAPTIVIT	9.34	.071	131.44	.000	9.16	9.53	.011	131.44	1.000
	Y									
	[IMMIG=1]	16.69	.771	21.64	.000	14.70	18.68	.000	21.64	1.000

BELONG	6.03	.065	93.56	.000	5.87	6.20	.006	93.56	1.000
ESCS	20.57	.052	398.59	.000	20.44	20.70	.096	398.59	1.000
[ST004D01T =1]	1.72	.127	13.64	.000	1.40	2.05	.000	13.64	1.000
[ST004D01T =2]	0*
[ST184Q01 HA=1]	51.79	.213	243.38	.000	51.24	52.34	.038	243.38	1.000
[ST184Q01 HA=2]	41.55	.206	201.74	.000	41.02	42.08	.027	201.74	1.000
[ST184Q01 HA=3]	8.72	.206	42.33	.000	8.19	9.25	.001	42.33	1.000
[ST184Q01 HA=4]	0*
[CNTRYID= 32]	-22.56	.745	-30.30	.000	-24.48	-20.64	.001	30.30	1.000
[CNTRYID= 76]	-17.28	.729	-23.71	.000	-19.16	-15.41	.000	23.71	1.000
[CNTRYID= 152]	8.04	.777	10.35	.000	6.04	10.04	.000	10.35	1.000
[CNTRYID= 170]	-15.00	.744	-20.16	.000	-16.92	-13.09	.000	20.16	1.000
[CNTRYID= 188]	-18.56	.908	20.44	.000	-20.89	-16.22	.000	20.44	1.000
[CNTRYID= 214]	-49.45	.910	-54.35	.000	-51.79	-47.10	.002	54.35	1.000
[CNTRYID= 484]	-6.82	.732	-9.3	.000	-8.71	-4.94	.000	9.32	1.000

[ST004D01T =2]	0*
[ST184Q01 HA=1]	51.61	.212	243.72	.000	51.07	52.16	.038	243.72	1.000
[ST184Q01 HA=2]	41.02	.205	200.16	.000	40.49	41.55	.026	200.16	1.000
[ST184Q01 HA=3]	6.82	.205	33.27	.000	6.29	7.35	.001	33.27	1.000
[ST184Q01 HA=4]	0*
[CNTRYID= 32]	-20.16	.741	-27.20	.000	-22.07	-18.25	.000	27.20	1.000
[CNTRYID= 76]	-16.62	.725	-22.91	.000	-18.49	-14.75	.000	22.91	1.000
[CNTRYID= 152]	10.40	.773	13.46	.000	8.41	12.40	.000	13.46	1.000
[CNTRYID= 170]	-13.82	.740	-18.67	.000	-15.73	-11.92	.000	18.67	1.000
[CNTRYID= 188]	-16.95	.904	-18.76	.000	-19.28	-14.63	.000	18.76	1.000
[CNTRYID= 214]	-46.05	.905	-50.86	.000	-48.38	-43.71	.002	50.86	1.000
[CNTRYID= 484]	-6.35	.729	-8.72	.000	-8.23	-4.47	.000	8.72	1.000
[CNTRYID= 591]	-26.94	1.237	-21.78	.000	-30.13	-23.76	.000	21.78	1.000
[CNTRYID= 604]	-18.17	.760	-23.89	.000	-20.13	-16.21	.000	23.89	1.000

[CNTRYID=	0*
858]									
JOYREAD	15.31	.069	221.97	.000	15.13	15.49	.032	221.97	1.000
DISCRIM	-19.73	.063	-	.000	-19.89	-19.57	.062	313.56	1.000
			313.56						

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante. La potencia observada se calculó usando $\alpha = .01$.

Anexo E

Sintaxis de SPSS para Construir Modelo de Efectos Mixtos con PV1READ como Variable Predicha

* Encoding: UTF-8.

GET

FILE='C:\Users\Daniel

Jerez\Documents\2023_1\Tesis\Resultados_Finales\data_for_regression.sav'.

DATASET NAME DATOS_FOR_REGRESSION WINDOW=FRONT.

mixed PV1READ BY ST004D01T ST184Q01HA IMMIG

WITH JOYREAD DISCRIM DIRINS PERFEED ADAPTIVITY WORKMAST EUDMO
RESILIENCE BELONG ESCS

/fixed ST004D01T ST184Q01HA IMMIG JOYREAD DISCRIM DIRINS PERFEED
ADAPTIVITY WORKMAST EUDMO RESILIENCE BELONG ESCS

/random intercept | subject(CNTRYID)

/print = solution.

Anexo F

Modelo de Efectos Mixtos con PV2READ como variable dependiente

Tabla F1

Pruebas de efectos fijos de tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.08	7329.51	.000
ST004D01T	1	1491211.96	148.57	.000
ST184Q01HA	3	1491215.34	32910.34	.000
IMMIG	2	1491214.11	377.92	.000
JOYREAD	1	1491218.86	47719.58	.000
DISCRIM	1	1491216.36	96431.14	.000
DIRINS	1	1491217.24	21112.52	.000
PERFEED	1	1491218.874	12295.60	.000
ADAPTIVITY	1	1491215.53	18046.93	.000
WORKMAST	1	1491217.94	23004.51	.000
EUDMO	1	1491218.59	18898.55	.000
RESILIENCE	1	1491216.26	41.37	.000
BELONG	1	1491213.09	9576.121	.000
ESCS	1	1491217.74	159584.9	.000

Tabla F2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	408.24	5.14	9.43	79.42	.000	396.69	419.79
[ST004D01T=1]	1.54	.12	1491211.96	12.18	.000	1.29	1.78
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	50.35	.21	1491217.52	236.75	.000	49.93	50.76
[ST184Q01HA=2]	40.67	.20	1491215.80	197.61	.000	40.26	41.07
[ST184Q01HA=3]	7.74	.20	1491218.99	37.61	.000	7.34	8.15
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	11.78	.77	1491218.37	15.18	.000	10.26	13.30
[IMMIG=2]	-5.23	1.05	1491215.79	-4.94	.000	-7.30	-3.16
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.13	.06	1491218.86	218.44	.000	14.99	15.27
DISCRIM	-19.62	.063	1491216.36	-310.53	.000	-19.75	-19.50
DIRINS	-9.87	.067	1491217.24	-145.30	.000	-10.00	-9.73
PERFEED	-8.07	.072	1491218.87	-110.88	.000	-8.22	-7.93
ADAPTIVITY	9.61	.071	1491215.53	134.33	.000	9.47	9.75
WORKMAST	10.31	.067	1491217.94	151.67	.000	10.17	10.44
EUDMO	-9.99	.072	1491218.59	-137.47	.000	-10.14	-9.85
RESILIENCE	.45	.070	1491216.26	6.43	.000	.31	.59
BELONG	6.30	.064	1491213.09	97.85	.000	6.18	6.43
ESCS	20.60	.051	1491217.74	399.48	.000	20.50	20.70

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo G

Modelo de Efectos Mixtos con PV3READ como variable dependiente

Tabla G1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.08	7388.96	.000
ST004D01T	1	1491211.99	557.17	.000
ST184Q01HA	3	1491215.29	34925.03	.000
IMMIG	2	1491213.93	571.75	.000
JOYREAD	1	1491218.89	49182.17	.000
DISCRIM	1	1491216.43	95357.73	.000
DIRINS	1	1491217.31	21733.46	.000
PERFEED	1	1491218.83	14354.11	.000
ADAPTIVIT	1	1491215.60	16914.01	.000
Y				
WORKMAST	1	1491218.00	23224.64	.000
EUDMO	1	1491218.63	19563.66	.000
RESILIENCE	1	1491216.33	287.74	.000
BELONG	1	1491213.13	7940.69	.000
ESCS	1	1491217.80	156149.98	.000

Tabla G2
Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	399.96	5.08	9.44	78.63	.000	388.54	411.39
[ST004D01T=1]	2.97	.12	1491211.99	23.60	.000	2.73	3.22
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	51.20	.21	1491217.36	241.4	.000	50.78	51.62
				7			
[ST184Q01HA=2]	40.47	.20	1491215.53	197.2	.000	40.07	40.87
				3			
[ST184Q01HA=3]	6.61	.20	1491219.00	32.18	.000	6.20	7.01
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	19.11	.77	1491218.42	24.70	.000	17.59	20.63
[IMMIG=2]	1.89	1.05	1491215.85	1.80	.072	-.16	3.96
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.32	.069	1491218.89	221.7	.000	15.18	15.45
				7			
DISCRIM	-19.46	.063	1491216.43	-	.000	-19.58	-19.33
				308.8			
				0			
DIRINS	-9.98	.067	1491217.31	-	.000	-10.12	-9.85
				147.4			
				2			
PERFEED	-8.70	.072	1491218.83	-	.000	-8.84	-8.56
				119.8			
				0			
ADAPTIVITY	9.27	.071	1491215.60	130.0	.000	9.13	9.41
				5			
WORKMAST	10.33	.067	1491218.00	152.3	.000	10.19	10.46
				9			
EUDMO	-10.14	.072	1491218.63	-	.000	-10.28	-10.00
				139.8			
				7			

RESILIENCE	1.19	.07	1491216.33	16.96	.000	1.05	1.33
BELONG	5.72	.064	1491213.13	89.11	.000	5.60	5.85
ESCS	20.32	.051	1491217.80	395.1	.000	20.22	20.42
				5			

a. Variable dependiente: Plausible Value 3 in Reading.

b. Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo H

Modelo de Efectos Mixtos con PV4READ como variable dependiente

Tabla H1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	F	Sig.
Intersección	1	9.08	7673.81	.000
ST004D01T	1	1491212.09	18.32	.000
ST184Q01HA	3	1491215.08	34190.09	.000
IMMIG	2	1491213.27	858.70	.000
JOYREAD	1	1491218.96	53019.42	.000
DISCRIM	1	1491216.66	92758.34	.000
DIRINS	1	1491217.53	20690.12	.000
PERFEED	1	1491218.65	14766.75	.000
ADAPTIVITY	1	1491215.82	22994.17	.000
WORKMAST	1	1491218.20	22066.62	.000
EUDMO	1	1491218.77	20423.81	.000
RESILIENCE	1	1491216.56	362.44	.000
BELONG	1	1491213.27	9080.28	.000
ESCS	1	1491218.01	152979.21	.000

Tabla H2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	<i>t</i>	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	400.64	4.95	9.46	80.79	.000	389.50	411.77
[ST004D01T=1]	.539	.12	1491212.09	4.28	.000	.29	.78
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA= 1]	50.24	.21	1491216.73	237.03	.000	49.83	50.66
[ST184Q01HA= 2]	41.38	.20	1491214.51	201.73	.000	40.98	41.78
[ST184Q01HA= 3]	7.09	.20	1491218.97	34.53	.000	6.68	7.49
[ST184Q01HA= 4]	0*	0
[IMMIG=1]	19.00	.77	1491218.58	24.57	.000	17.49	20.52
[IMMIG=2]	-5.71	1.05495	1491216.08	-5.42	.000	-7.78	-3.65
		6					
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.90	.06	1491218.96	230.25	.000	15.76	16.03
DISCRIM	-19.18	.06	1491216.66	-304.56	.000	-19.31	-19.06
DIRINS	-9.74	.06	1491217.53	-143.84	.000	-9.87	-9.60
PERFEED	-8.82	.07	1491218.65	-121.51	.000	-8.96	-8.68
ADAPTIVITY	10.81	.07	1491215.82	151.63	.000	10.67	10.95
WORKMAST	10.06	.06	1491218.20	148.54	.000	9.93	10.20
EUDMO	-10.36	.07	1491218.77	-142.91	.000	-10.50	-10.21
RESILIENCE	1.34	.07	1491216.56	19.03	.000	1.20	1.48
BELONG	6.12	.06	1491213.27	95.29	.000	5.99	6.25

ESCS	20.10	.05	1491218.01	391.12	.000	20.00	20.20
------	-------	-----	------------	--------	------	-------	-------

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo I

Modelo de Efectos Mixtos con PV5READ como variable dependiente

Tabla I1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.09	8225.92	.000
ST004D01T	1	1491212.23	180.77	.000
ST184Q01HA	3	1491214.68	33634.32	.000
IMMIG	2	1491212.14	556.08	.000
JOYREAD	1	1491218.99	50467.05	.000
DISCRIM	1	1491216.98	94968.04	.000
DIRINS	1	1491217.84	21740.27	.000
PERFEED	1	1491218.27	13949.36	.000
ADAPTIVIT	1	1491216.13	18454.58	.000
Y				
WORKMAST	1	1491218.45	23447.13	.000
EUDMO	1	1491218.91	20185.51	.000
RESILIENCE	1	1491216.88	80.72	.000
BELONG	1	1491213.49	6809.21	.000
ESCS	1	1491218.28	153757.28	.000

Tabla I2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	406.11	4.83	9.49	84.03	.000	395.27	416.96
[ST004D01T=1]	1.71	.12	1491212.23	13.44	.000	1.46	1.96
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	51.15	.21	1491215.62	239.17	.000	50.73	51.57
[ST184Q01HA=2]	40.30	.20	1491212.77	194.72	.000	39.90	40.71
[ST184Q01HA=3]	7.14	.20	1491218.83	34.47	.000	6.73	7.54
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	13.54	.78	1491218.78	17.35	.000	12.01	15.07
[IMMIG=2]	-7.69	1.06	1491216.40	-7.23	.000	-9.78	-5.60
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.65	.06	1491218.99	224.64	.000	15.51	15.79
DISCRIM	-19.59	.06	1491216.98	-308.16	.000	-19.71	-19.46
DIRINS	-10.07	.06	1491217.84	-147.44	.000	-10.20	-9.94
PERFEED	-8.65	.07	1491218.27	-118.10	.000	-8.79	-8.51
ADAPTIVITY	9.77	.07	1491216.13	135.84	.000	9.63	9.91
WORKMAST	10.47	.06	1491218.45	153.12	.000	10.33	10.60
EUDMO	-10.39	.07	1491218.91	-142.07	.000	-10.53	-10.24
RESILIENCE	.64	.07	1491216.88	8.98	.000	.50	.77
BELONG	5.35	.06	1491213.49	82.51	.000	5.22	5.47
ESCS	20.34	.05	1491218.28	392.11	.000	20.23	20.44

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo J

Modelo de Efectos Mixtos con PV6READ como variable dependiente

Tabla J1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.09	7795.63	.000
ST004D01T	1	1491212.14	564.33	.000
ST184Q01HA	3	1491214.96	32852.95	.000
IMMIG	2	1491212.92	771.62	.000
JOYREAD	1	1491218.98	51881.88	.000
DISCRIM	1	1491216.77	95440.70	.000
DIRINS	1	1491217.64	22262.89	.000
PERFEED	1	1491218.54	13904.83	.000
ADAPTIVIT	1	1491215.93	21816.59	.000
Y				
WORKMAST	1	1491218.29	22315.84	.000
EUDMO	1	1491218.83	20543.05	.000
RESILIENCE	1	1491216.67	315.28	.000
BELONG	1	1491213.35	8074.12	.000
ESCS	1	1491218.11	156030.09	.000

Tabla J2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	396.31	4.93	9.47	80.24	.000	385.23	407.40
[ST004D01T=1]	3.01	.12	1491212.14	23.75	.000	2.76	3.26
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	50.80	.21	1491216.38	237.83	.000	50.38	51.22
[ST184Q01HA=2]	39.18	.20	1491213.97	189.53	.000	38.78	39.59
[ST184Q01HA=3]	6.96	.20	1491218.93	33.64	.000	6.55	7.36
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	23.65	.77	1491218.65	30.35	.000	22.13	25.18
[IMMIG=2]	4.87	1.06	1491216.19	4.58	.000	2.78	6.95
[IMMIG=3]	0 ^b	0
JOYREAD	15.85	.06	1491218.98	227.77	.000	15.71	15.98
DISCRIM	-19.61	.06	1491216.77	-308.93	.000	-19.73	-19.49
DIRINS	-10.18	.06	1491217.64	-149.20	.000	-10.31	-10.05
PERFEED	-8.62	.07	1491218.54	-117.91	.000	-8.77	-8.48
ADAPTIVITY	10.61	.07	1491215.93	147.70	.000	10.47	10.75
WORKMAST	10.20	.06	1491218.29	149.38	.000	10.06	10.33
EUDMO	-10.47	.07	1491218.83	-143.32	.000	-10.61	-10.32
RESILIENCE	1.26	.07	1491216.67	17.75	.000	1.12	1.40
BELONG	5.81	.06	1491213.35	89.85	.000	5.69	5.94
ESCS	20.46	.05	1491218.11	395.00	.000	20.36	20.56

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo K

Modelo de Efectos Mixtos con PV7READ como variable dependiente

Tabla K1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.08	7978.55	.000
ST004D01T	1	1491212.12	250.94	.000
ST184Q01HA	3	1491214.99	36160.80	.000
IMMIG	2	1491213.00	525.59	.000
JOYREAD	1	1491218.98	51028.32	.000
DISCRIM	1	1491216.74	96444.60	.000
DIRINS	1	1491217.61	19452.03	.000
PERFEED	1	1491218.57	12887.49	.000
ADAPTIVIT	1	1491215.90	17278.45	.000
Y				
WORKMAST	1	1491218.27	22088.29	.000
EUDMO	1	1491218.81	20739.32	.000
RESILIENCE	1	1491216.64	273.64	.000
BELONG	1	1491213.33	8550.00	.000
ESCS	1	1491218.08	153714.05	.000

Tabla K2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	401.34	4.89	9.47	81.91	.000	390.34	412.34
[ST004D01T=1]	1.99	.12	1491212.12	15.84	.000	1.74	2.23
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	52.74	.21	1491216.47	249.57	.000	52.33	53.15
[ST184Q01HA=2]	41.88	.20	1491214.10	204.79	.000	41.48	42.28
[ST184Q01HA=3]	8.02	.20	1491218.94	39.18	.000	7.62	8.42
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	16.69	.77	1491218.64	21.64	.000	15.18	18.20
[IMMIG=2]	-1.18	1.05	1491216.16	-1.12	.259	-3.24	.87
[IMMIG=3]	0 ^b	0
JOYREAD	15.55	.06	1491218.98	225.89	.000	15.41	15.68
DISCRIM	-19.50	.06	1491216.74	-310.55	.000	-19.62	-19.38
DIRINS	-9.41	.06	1491217.61	-139.47	.000	-9.54	-9.28
PERFEED	-8.21	.07	1491218.57	-113.52	.000	-8.36	-8.07
ADAPTIVITY	9.34	.07	1491215.90	131.44	.000	9.20	9.48
WORKMAST	10.04	.06	1491218.27	148.62	.000	9.91	10.17
EUDMO	-10.40	.07	1491218.81	-144.01	.000	-10.55	-10.26
RESILIENCE	1.16	.07	1491216.64	16.54	.000	1.02	1.30
BELONG	5.92	.06	1491213.33	92.46	.000	5.79	6.05
ESCS	20.09	.05	1491218.08	392.06	.000	19.99	20.19

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo L

Modelo de Efectos Mixtos con PV8READ como variable dependiente

Tabla L1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.09	8537.72	.000
ST004D01T	1	1491212.28	175.23	.000
ST184Q01HA	3	1491214.52	33868.10	.000
IMMIG	2	1491211.70	324.09	.000
JOYREAD	1	1491218.99	46711.29	.000
DISCRIM	1	1491217.09	93012.79	.000
DIRINS	1	1491217.93	21971.28	.000
PERFEED	1	1491218.10	12609.60	.000
ADAPTIVIT	1	1491216.24	19071.01	.000
Y				
WORKMAST	1	1491218.53	22567.70	.000
EUDMO	1	1491218.95	22390.82	.000
RESILIENCE	1	1491216.99	406.19	.000
BELONG	1	1491213.56	7312.23	.000
ESCS	1	1491218.37	151391.66	.000

Tabla L2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimació		gl	t	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
	n	Desv. Error				Límite inferior	Límite superior
Intersección	406.35	4.77	9.51	85.13	.000	395.64	417.06
[ST004D01T=1]	1.68	.12	1491212.28	13.23	.000	1.43	1.93
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	51.92	.21	1491215.18	242.95	.000	51.50	52.34
[ST184Q01HA=2]	41.51	.20	1491212.10	200.70	.000	41.10	41.91
[ST184Q01HA=3]	8.48	.20	1491218.76	41.00	.000	8.08	8.89
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	12.59	.77	1491218.83	16.15	.000	11.06	14.12
[IMMIG=2]	-2.12	1.06	1491216.50	-2.00	.045	-4.21	-.042
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.04	.06	1491218.99	216.12	.000	14.91	15.18
DISCRIM	-19.37	.06	1491217.09	-304.98	.000	-19.49	-19.24
DIRINS	-10.12	.06	1491217.93	-148.22	.000	-10.25	-9.98
PERFEED	-8.22	.07	1491218.10	-112.29	.000	-8.36	-8.07
ADAPTIVITY	9.93	.07	1491216.24	138.09	.000	9.78	10.07
WORKMAST	10.26	.06	1491218.53	150.22	.000	10.13	10.39
EUDMO	-10.93	.07	1491218.95	-149.63	.000	-11.08	-10.79
RESILIENCE	1.43	.07	1491216.99	20.15	.000	1.29	1.57
BELONG	5.54	.06	1491213.56	85.51	.000	5.41	5.66
ESCS	20.16	.05	1491218.37	389.09	.000	20.06	20.26

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo M

Modelo de Efectos Mixtos con PV9READ como variable dependiente

Tabla M1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.08	7721.93	.000
ST004D01T	1	1491212.08	186.14	.000
ST184Q01HA	3	1491215.10	33829.85	.000
IMMIG	2	1491213.34	481.00	.000
JOYREAD	1	1491218.96	50843.70	.000
DISCRIM	1	1491216.64	94230.17	.000
DIRINS	1	1491217.51	19756.13	.000
PERFEED	1	1491218.67	12143.49	.000
ADAPTIVITY	1	1491215.80	19852.73	.000
WORKMAST	1	1491218.18	22048.88	.000
EUDMO	1	1491218.76	20718.44	.000
RESILIENCE	1	1491216.53	52.46	.000
BELONG	1	1491213.26	8754.42	.000
ESCS	1	1491217.99	158878.48	.000

Tabla M2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimación	Desv. Error	gl	<i>t</i>	Sig.	Intervalo de confianza al 95%	
						Límite inferior	Límite superior
Intersección	400.83	4.99	9.46	80.30	.000	389.62	412.04

[ST004D01T=1]	1.72	.12	1491212.08	13.64	.000	1.47	1.97
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	51.79	.21	1491216.80	243.38	.000	51.38	52.21
[ST184Q01HA=2]	41.55	.20	1491214.62	201.75	.000	41.14	41.95
[ST184Q01HA=3]	8.72	.20	1491218.97	42.33	.000	8.32	9.13
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	18.13	.77	1491218.57	23.35	.000	16.61	19.65
[IMMIG=2]	2.84	1.05	1491216.06	2.68	.007	.76	4.91
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.63	.069	1491218.96	225.48	.000	15.49	15.76
DISCRIM	-19.41	.063	1491216.64	-306.96	.000	-19.54	-19.29
DIRINS	-9.55	.067	1491217.51	-140.55	.000	-9.69	-9.42
PERFEED	-8.03	.07	1491218.67	-110.19	.000	-8.17	-7.89
ADAPTIVITY	10.08	.07	1491215.80	140.90	.000	9.94	10.22
WORKMAST	10.10	.06	1491218.18	148.48	.000	9.97	10.23
EUDMO	-10.47	.07	1491218.76	-143.93	.000	-10.61	-10.33
RESILIENCE	.51	.07	1491216.53	7.24	.000	.37	.65
BELONG	6.03	.06	1491213.26	93.56	.000	5.91	6.16
ESCS	20.57	.05	1491217.99	398.59	.000	20.47	20.67

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

Anexo N

Modelo de Efectos Mixtos con PV10READ como variable dependiente

Tabla N1

Pruebas de Efectos Fijos de Tipo III

Origen	gl de numerador	gl de denominador	<i>F</i>	Sig.
Intersección	1	9.09	8045.65	.000
ST004D01T	1	1491212.14	601.42	.000
ST184Q01HA	3	1491214.94	35564.14	.000
IMMIG	2	1491212.85	520.68	.000
JOYREAD	1	1491218.99	49271.03	.000
DISCRIM	1	1491216.79	98327.43	.000
DIRINS	1	1491217.65	23530.11	.000
PERFEED	1	1491218.52	12142.66	.000
ADAPTIVITY	1	1491215.94	18100.50	.000
WORKMAST	1	1491218.30	22266.92	.000
EUDMO	1	1491218.83	17906.79	.000
RESILIENCE	1	1491216.68	194.94	.000
BELONG	1	1491213.36	8366.55	.000
ESCS	1	1491218.12	160078.83	.000

Tabla N2

Estimaciones de Efectos Fijos

Parámetro	Estimació n	Desv. Error	gl	<i>t</i>	Sig.	Intervalo de confianza al 95%
-----------	----------------	-------------	----	----------	------	----------------------------------

						Límite inferior	Límite superior
Intersección	400.77	4.88	9.47	82.01	.000	389.81	411.74
[ST004D01T=1]	3.08	.12	1491212.14	24.52	.000	2.84	3.33
[ST004D01T=2]	0*	0
[ST184Q01HA=1]	51.61	.21	1491216.32	243.73	.000	51.20	52.03
[ST184Q01HA=2]	41.02	.20	1491213.87	200.17	.000	40.62	41.42
[ST184Q01HA=3]	6.82	.20	1491218.93	33.28	.000	6.42	7.22
[ST184Q01HA=4]	0*	0
[IMMIG=1]	18.10	.77	1491218.67	23.43	.000	16.59	19.62
[IMMIG=2]	1.58	1.05	1491216.20	1.50	.132	-.47	3.65
[IMMIG=3]	0*	0
JOYREAD	15.31	.068	1491218.99	221.97	.000	15.17	15.45
DISCRIM	-19.73	.062	1491216.79	-313.57	.000	-19.86	-19.61
DIRINS	-10.37	.067	1491217.65	-153.39	.000	-10.51	-10.24
PERFEED	-7.99	.07	1491218.52	-110.19	.000	-8.13	-7.85
ADAPTIVITY	9.58	.07	1491215.94	134.53	.000	9.44	9.72
WORKMAST	10.10	.06	1491218.30	149.22	.000	9.97	10.23
EUDMO	-9.69	.07	1491218.83	-133.81	.000	-9.83	-9.55
RESILIENCE	.98	.07	1491216.68	13.96	.000	.84	1.12
BELONG	5.87	.06	1491213.36	91.46	.000	5.74	5.99
ESCS	20.55	.05	1491218.12	400.09	.000	20.44	20.65

Nota. * = Este parámetro está establecido en cero porque es redundante.

