

Notas de Investigación

Impacto de variables
climáticas en el desempeño
académico de instituciones
educativas urbanas en
Colombia

Investigadores (as) del proyecto

Stalyn Yesid Guerrero Gómez
Jorge Rafael Villadiego Lorduy
Paula Andrea Lagares Esquivel
Alejandra Vanessa López Cantillo

Asesor Icfes

Fabián Camilo Gaitán
Iván Camilo Velázquez

Abril 2026



Impacto de variables climáticas en el desempeño académico de instituciones educativas urbanas en Colombia¹

Stalyn Yesid Guerrero Gómez²

Jorge Rafael Villadiego Lorduy³

Paula Andrea Lagares Esquivel⁴

Alejandra Vanessa López Cantillo⁵

Resumen

En Colombia, la educación básica enfrenta un desafío creciente derivado del cambio climático, cuyo impacto se manifiesta en fenómenos extremos como inundaciones y olas de calor, afectando la salud, los procesos de aprendizaje y la infraestructura escolar, este estudio analiza cómo precipitaciones intensas y temperaturas elevadas influyen en el rendimiento académico de estudiantes de 3°, 5°, 7° y 9° en instituciones educativas del país durante 2022 y 2023. Para ello, se utilizan bases de datos de Icfes y NASA POWER, las cuales brindan información detallada acerca del clima y del desempeño académico. Para calcular de manera más exacta el efecto promedio del tratamiento, la metodología integra técnicas de emparejamiento, en particular Coincidencia Exacta Simplificada (CEM), con ponderaciones, calibración y el uso de valores plausibles. Los hallazgos muestran un patrón persistente: las instituciones situadas en áreas más secas y cálidas obtienen calificaciones más bajas en matemáticas, lenguaje, ciencias y pensamiento ciudadano durante los dos años. Este efecto es constante, abarca todas las áreas y es más pronunciado en el 5° y 9° grado, lo cual señala una acumulación de desigualdades relacionadas con la exposición climática.

Palabras claves: Educación básica; desempeño académico; variabilidad climática.

¹Las ideas, opiniones, tesis y argumentos expresados son de propiedad exclusiva de los autores y no representan el punto de vista del Icfes. Este proyecto de investigación recibió apoyo financiero por parte del Icfes en el marco de la estrategia para el fomento a la investigación convocatoria de investigación para grupos de investigación del año 2025.

² Environment & Technology Foundation, Cereté, Colombia. Correo: guerrerostalyn@gmail.com.

³ Universidad de Córdoba, Montería, Colombia. Correo: villalord15@yahoo.es.

⁴ Environment & Technology Foundation Cereté, Colombia. Correo: paula.lagaresq@gmail.com.

⁵ Environment & Technology Foundation, Cereté, Colombia. Correo: alejandralopezcantillo@gmail.com



Contenido

1.	Introducción.....	3
2.	Revisión de literatura.....	6
3.	Marco teórico.....	10
3.1.	Teorías del desarrollo y aprendizaje	10
4.	Metodología.....	12
5.	Resultados.....	24
6.	Conclusiones y discusión.....	28
7.	Reflexiones finales.....	29
8.	Referencias	30
9.	Anexos	37

1. Introducción

El cambio climático se ha convertido en un fenómeno que trasciende múltiples dimensiones y que afecta directamente el desarrollo humano, la vida cotidiana, así como la salud, la productividad y la educación. Diferentes organismos como la Organización de las Naciones Unidas para la Educación (UNESCO, 2023), el Fondo de las Naciones Unidas para la Infancia (UNICEF, 2021), y el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre Cambio Climático (IPCC, 2022) han advertido que el aumento de temperaturas, la alta frecuencia de eventos extremos incluidos, sequías e inundaciones, afectan de manera negativa los sistemas educativos, principalmente en países con ingresos bajos y medios (Randell & Gray, 2019; Shah & Steinberg, 2017).

En términos de salud, niños y preadolescentes son los más vulnerables a las consecuencias de la crisis climática actual, debido a su metabolismo, fisiología y desarrollo, limitando su capacidad de termorregulación y los expone a riesgos como desequilibrio electrolítico, enfermedades renales, fiebre, deshidratación, hipertermia y estrés térmico; adicionalmente, las olas de calor generan trastornos del sueño en los niños; afectando negativamente su bienestar físico y psicológico (Squires et al., 2024).

En cuanto al rendimiento académico, varios autores internacionales han señalado que las altas temperaturas reducen los puntajes y, bajo exposiciones repetidas, equivalen a pérdidas de aprendizaje cercanas a 1-2 semanas de clases en el año; también profundizan las brechas en contextos con infraestructura deficiente (Goodman et al., 2020; Park et al., 2021; Zhang, Chen & Zhang, 2024; Hoffmann, Pulido & Vera-Cossio, 2023); en Colombia, se ha notado que la temperatura alta tiene un impacto en los resultados en las zonas rurales y cálidas, y que la variabilidad de las lluvias influye tanto en el abandono escolar como en la continuidad de los procesos pedagógicos (Hoffmann, Pulido & Vera-Cossio; Palacios & Rojas, 2023).

A su vez, los fenómenos climáticos extremos como las olas de calor, las inundaciones o los ciclones son capaces de deteriorar la infraestructura escolar e impactar sobre los procesos cognitivos, el rendimiento escolar, y, a largo plazo, los resultados en la vida de los estudiantes (Nunes & Cunha, 2025), lo anterior conlleva una reducción en el avance de grado y un número de niños y adolescentes que no regresan a clases después de la interrupción (Kidd et al., 2023; Park et al., 2021); algunas de las escuelas de la región del Caribe colombiano presentan ausencias asociadas a olas de calor y/o interrupciones por inundaciones (Yáñez, Johnson & Acevedo, 2023) e incluso algunas de ellas intentan ser refugios durante las emergencias ambientales lo que disminuye su funcionalidad pedagógica (Palacios & Rojas, 2023).



En este sentido, es válido señalar que en el país la educación básica tiene una duración total de nueve años de educación, distribuida en cinco de primaria (de 6 a 10 años) y cuatro de básica secundaria (de 11 a 14 años), donde se promueven competencias tan relevantes como la lectura, la escritura, la aritmética y nociones de ciencias naturales y sociales, que son necesarias para el desarrollo de la persona y de la sociedad (Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos [OCDE], 2016; Sistema de Información de Tendencias Educativas en América Latina [SITEAL], 2024; Leal et al., 2023), aunque la formación se enfrenta a situaciones complejas producto de la crisis climática, principalmente en los países en vías de desarrollo.

A ello se suman las marcadas desigualdades del sistema educativo colombiano, caracterizadas por una baja calidad en la educación y por disparidades regionales que continúan representando un desafío estructural (OCDE, 2016). En escenarios de eventos climáticos extremos, dichas desigualdades tienden a profundizarse, por consiguiente, la exposición a olas de calor, lluvias torrenciales e inundaciones puede amplificar brechas regionales y afectar diferencialmente el aprendizaje (UNESCO, 2020; Hoffmann et al., 2023; Palacios & Rojas, 2023).

Analizar los efectos del clima sobre el desempeño académico requiere un enfoque territorial, diferencial e intersectorial que reconozca la interacción entre factores ambientales, sociales e institucionales, considerando la variabilidad climática regional del país (Fernández et al., 2019; Hoffmann et al., 2023; Morales et al., 2020; Duk & Murillo, 2020). La diversidad geográfica de Colombia permite contrastar regiones naturales (Caribe, Andina, Orinoquía, Amazonía, Pacífica e Insular), donde los eventos extremos no se distribuyen homogéneamente y cuyos efectos dependen de la exposición, la vulnerabilidad estructural y la capacidad adaptativa de cada territorio (Arregocés, 2024; Peña, 2023).

Durante los años 2022 y 2023, varias regiones del país, particularmente el Caribe, el Pacífico y la zona andina, enfrentaron olas de calor extremo y lluvias anómalas (IDEAM, 2024). El sistema educativo colombiano mostró una alta vulnerabilidad ante estos sucesos, especialmente durante el fenómeno de La Niña (2021–2023), que ocasionó afectaciones en 844 sedes educativas, de las cuales 763 sufrieron daños parciales y 81 quedaron inhabilitadas para su funcionamiento. Todos estos eventos ocasionan las interrupciones en la continuidad de las escuelas afectando así la asistencia escolar de estudiantes de los diferentes niveles escolares (Gobierno Nacional de Colombia, 2023).



En este contexto, se propone responder la siguiente pregunta: ¿Cómo las condiciones climáticas extremas (temperaturas elevadas, precipitaciones intensas) pueden afectar el desempeño académico de estudiantes de instituciones educativas de Colombia durante 2022 y 2023, al comparar colegios emparejados según nivel socioeconómico e infraestructura, a partir de los resultados de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9°? Para dar respuesta al presente cuestionamiento, se busca analizar el efecto de las condiciones climáticas extremas en el desempeño académico de estudiantes de instituciones educativas en Colombia, mediante el uso de técnicas de emparejamiento que controlen variables de contexto institucional y socioeconómico, utilizando datos de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9° (2022–2023)⁶.

Referente al periodo seleccionado 2022 y 2023 obedece a tres razones importantes, la primera relacionada con la disponibilidad de información detallada por parte del Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (Icfes); la segunda surge también de la necesidad de analizar un contexto postpandemia que coinciden con las dinámicas educativas restablecidas (Ministerio de Educación, 2022); la tercera razón se debe a que los años 2022-2023 coinciden con una serie de eventos climáticos en el país, incluyendo las fuertes lluvias causadas por el fenómeno de La Niña y las olas de calor urbano en varias regiones de Colombia (Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales [IDEAM], 2022).

Dado que el diseño muestral de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9° permite contar con información representativa y detallada, se emplearán técnicas estadísticas de emparejamiento como el Coarsened Exact Matching (CEM; Emparejamiento Exacto Simplificado) y otras metodologías propias de estudios observacionales para la construcción de grupos. Este enfoque integral busca generar conocimiento valioso para diseñar políticas públicas educativas que se adapten a la variabilidad climática, lo cual facilitará una toma de decisiones informada y basada en evidencia rigurosa; por lo tanto, este estudio es de suma importancia, debido a que busca aportar evidencia sobre cómo las condiciones climáticas extremas inciden en la educación básica de Colombia, poniendo en el foco a la niñez y la adolescencia temprana como poblaciones clave.

⁶ Para dar respuesta al objetivo general se establecieron una serie de objetivos específicos que se enmarcan en la identificación de instituciones educativas comparables mediante la aplicación de técnicas de emparejamiento como Coarsened Exact Matching (CEM) u otras metodologías estadísticas, así como la comparación del desempeño académico entre colegios expuestos a diferentes niveles de estrés climático, controlando por variables contextuales como el entorno institucional y socioeconómico; y la evaluación de las diferencias regionales en los impactos del clima sobre el aprendizaje.

2. Revisión de literatura

La relación entre la educación y el cambio climático ha sido objeto de creciente interés a nivel global, debido a que los efectos del clima extremo representan un gran desafío para el sector educativo (UNESCO, 2020). La educación es el fundamento clave para asegurar el desarrollo personal y profesional de los niños (Leal, 2023), por lo que resulta necesario analizar la literatura que aborde el efecto del cambio climático en niños y preadolescentes, siendo esta población la más susceptible a sus consecuencias; se han encontrado efectos en tres dimensiones: desempeño académico, deserción, y funciones cognitivas, las cuales se desarrollarán a continuación.

Desempeño académico

Autores como Goodman et al. (2020) y Graff Zivin et al. (2020) han documentado que las condiciones climáticas extremas afectan directamente el aprendizaje y la asistencia escolar; en Estados Unidos, Roach y Whitney (2021) realizaron una investigación en donde evidenciaron que el incremento de la temperatura, en especial en días calurosos, reduce el rendimiento académico en pruebas estandarizadas aplicadas en estudiantes de tercer a octavo grado.

Estudios realizados por Srivastava et al. (2025) en Australia basados en un análisis de datos de alrededor de un millón de estudiantes que cursaban los grados tercero, quinto, séptimo y noveno y que realizaron la prueba National Assessment Program - Literacy and Numeracy (NAPLAN) entre los años 2014 – 2019, determinó que el rendimiento escolar se ve influido de manera negativa por las temperaturas bajas o ya la exposición a un calor extremo, aunque el impacto era mayor en las olas de calor prolongadas; a esto se le unían variaciones regionales, en donde los alumnos que asistían a clases en condiciones de calor extremo se adaptaban mejor a estas temperaturas y en las regiones templadas y moderadas ambos extremos influían sobre las calificaciones.

De igual forma, Johnston et al. (2021) examinaron cómo el cambio climático influye en el desempeño escolar de estudiantes australianos de 8 a 15 años usando datos de pruebas nacionales y hallaron que no fueron los días calurosos, sino los fríos, los que disminuyeron significativamente los puntajes en matemáticas y lectura, acumulándose en los años anteriores a la prueba; los autores atribuyen este hallazgo a la falta de adaptación de las escuelas a climas fríos, demostrando que el efecto del clima en la educación es contextual. Por eso, este tipo de investigaciones debe contemplar un análisis diferenciado en países con distintas geografías.



En América Latina, Miranda y Contreras (2025) encontraron en su investigación realizada en Perú, que la exposición a altas temperaturas en los meses anteriores a las pruebas estandarizadas se relaciona con un bajo rendimiento en estudiantes de segundo y cuarto de primaria y segundo de secundaria, los resultados mostraron que un aumento de 1 °C en el calor promedio acumulado 255 días antes del examen reduce un 6% y 7% de una desviación estándar en los puntajes de lectura y matemáticas, respectivamente. Asimismo, en Chile, Hume (2024) investigó cómo la temperatura del aire externa se correlaciona con el desempeño en una prueba aplicada a estudiantes de cuarto, sexto y octavo grado entre 2014 y 2019, quien también mostró una disminución en los resultados con altas temperaturas.

En Colombia, Hoffmann et al. (2023) estudiaron los datos del Examen Saber 11° para 5,5 millones de alumnos entre 2009 y 2019 y los analizaron con datos climáticos municipales; los resultados mostraron que la exposición a altas temperaturas genera un efecto negativo en la puntuación global de la prueba, presentándose mayormente en áreas rurales y cálidas. Martínez et al. (2025) demostraron que las calificaciones de los alumnos que presentaron el Examen Saber 11° entre 2014 y 2019 se vieron negativamente afectadas por el incremento de la temperatura y que, tras implementar un programa nacional de becas, los incentivos para conseguir mejores resultados aumentaron, lo cual intensificó este impacto y reveló la interacción entre motivación académica y condiciones climáticas.

Funciones cognitivas

Una investigación realizada en Estados Unidos por los investigadores Zare y Assari (2025) indicó que la exposición a temperaturas altas tiene un impacto negativo en la función cognitiva de niños estadounidenses de 9 a 10 años, especialmente en niños provenientes de entornos socioeconómicos vulnerables. Lo anterior, muestra la necesidad de hacer estudios en estas edades porque las alteraciones por condiciones climáticas extremas afectan a estudiantes de todos los grados y se pueden ir acumulando a lo largo de todo el ciclo escolar.

Otros estudios, como el desarrollado por Sprague et Al. (2025) quien identificó 31 investigaciones que examinaban el impacto climático en la educación infantil y juvenil, dentro de los hallazgos encontrados, los autores destacan que la exposición a condiciones climáticas extremas como el calor, las precipitaciones y los distintos fenómenos meteorológicos severos, afectan negativamente los procesos de aprendizaje de los estudiantes vinculados directamente con la función ejecutiva y la cognición. Dentro de esos impactos se pueden encontrar un déficit de atención, poca memoria de trabajo y dificultad con la manera en que los estudiantes pueden regular sus emociones, esto tiene

repercusiones directamente en el rendimiento académico en las distintas áreas del conocimiento donde fueron aplicada las pruebas.

Por otra parte, recientes investigaciones neurocientíficas han comenzado a evidenciar cómo la exposición al calor puede modificar la organización funcional del cerebro en etapas tempranas del desarrollo. En un estudio con preadolescentes de 9 a 12 años, Granés et al. (2025) observaron que la exposición a temperaturas ambientales altas durante la semana previa a la evaluación por resonancia magnética se asoció con una menor conectividad entre regiones cerebrales clave como la red parietal medial, la red de prominencia y el hipocampo, estructuras esenciales para la atención, la autorregulación emocional, la percepción del cuerpo y la memoria; estos resultados sugieren que el calor ambiental no solo tiene consecuencias fisiológicas, sino también neurofuncionales que podrían traducirse en alteraciones cognitivas sostenidas.

En su estudio, Granés et al. (2024) destacaron que la exposición a temperaturas extremas desde la gestación hasta los primeros años de vida está relacionada con cambios en la microestructura y conectividad cerebral en niños de 9 a 12 años. Dichas modificaciones podrían afectar la comunicación entre las áreas involucradas en el aprendizaje y la memoria, lo cual demuestra que las condiciones térmicas y ambientales tienen un impacto directo sobre la maduración del sistema nervioso central, y, por tanto, en el desarrollo cognitivo infantil.

Siguiendo este mismo pensamiento, Nunes y Cunha (2024) indicaron en su revisión narrativa que la prolongada exposición a la contaminación del aire y a fenómenos derivados del cambio climático tiene un impacto significativo en el neurodesarrollo de los niños. Los autores subrayan que las exposiciones al humo de incendios forestales y a temperaturas elevadas durante la gestación están vinculadas con bajo peso al nacer, prematuridad y alteraciones del sistema nervioso central, lo cual genera procesos neuroinflamatorios asociados con el trastorno por déficit de atención e hiperactividad (TDAH), el déficit de atención y el deterioro cognitivo a lo largo de toda la vida. Además, destacan los impactos emocionales que surgen a raíz de los desastres climáticos, tales como la ansiedad, la depresión y la ecoansiedad, las cuales tienen un efecto negativo en el aprendizaje y la concentración, particularmente en niños con condiciones neurológicas preexistentes.

Deserción



A nivel mundial, se ha señalado la estrecha relación entre el abandono escolar y la crisis climática, y según UNICEF (2024), millones de niños sufrieron interrupciones en su educación durante el último año debido a desastres climáticos, demostrando el vínculo entre los eventos meteorológicos extremos, la inseguridad alimentaria y la disminución de las oportunidades de aprendizaje. Asimismo, Venegas et al. (2024) confirman que fenómenos como las sequías, las inundaciones, los huracanes y el calor extremo aumentan el riesgo de deserción escolar a través de mecanismos directos e indirectos que perjudican la continuidad educativa.

De forma complementaria, Kearney et al. (2024) examinaron el modo en que el cambio climático afecta la asistencia escolar de niños y jóvenes, produciendo modelos de absentismo escolar como consecuencia de las repercusiones medioambientales. Los escritores destacan las injusticias climáticas y las inequidades estructurales que exacerban este fenómeno, indicando que los habitantes del sur global y aquellas comunidades que han sido marginadas a lo largo de la historia son las más perjudicadas, debido al hecho de perder clases por causas ambientales puede conducir al abandono definitivo del sistema educativo.

En esa misma línea, una investigación realizada en Inglaterra por Keivabu (2024) demostró que existe una relación entre el ausentismo escolar y las variaciones extremas de temperatura. Los hallazgos mostraron que la cantidad de días con temperaturas altas (sobre 18 °C) aumentó los índices de inasistencia, fundamentalmente relacionados con permisos escolares y enfermedades; estos resultados sugieren que el ausentismo no sólo se debe a factores pedagógicos o sociales, sino también a condiciones climáticas severas, especialmente las olas de calor.

En el contexto colombiano, Palacios y Rojas (2023) analizaron el efecto de las variaciones climáticas extremas en los puntajes académicos entre 2010 y 2016. Los resultados revelaron que el exceso de lluvias incrementa la deserción escolar y reduce el rendimiento académico, mientras que el déficit hídrico genera el efecto opuesto. Asimismo, se evidenció que estos impactos están mediados por el nivel de ingresos y la dependencia de la producción agrícola. Más allá de la deserción definitiva, la asistencia cotidiana también se ve afectada por los eventos recientes. En el Caribe colombiano, Yáñez, Johnson y Acevedo (2023) observaron que las interrupciones ocasionadas por inundaciones y olas de calor aumentan el ausentismo temporal y provocan pérdidas significativas en la continuidad educativa.

Argumentación del énfasis en educación básica

Aunque existen algunos estudios disponibles para Colombia, se centran en el grado 11°, tal como se mencionó anteriormente, limitando la extrapolación hacia la educación básica. El Examen Saber 11° es una prueba importante que afecta a estudiantes, programas educativos e instituciones (Sánchez & Delgado, 2017), los estudiantes de último grado desarrollan procesos cognitivos que caracterizan a la adolescencia tardía, tal es el caso de razonamiento abstracto y la autorregulación metacognitiva (Katsantonis, 2024); mientras que en los estudiantes de grados inferiores predominan funciones ejecutivas como la atención, memoria de trabajo, que son muy susceptibles al estrés térmico y a las interrupciones en el proceso de aprendizaje (Zare & Assari, 2025; Smallcombe et al., 2025).

A diferencia del Examen Saber 11°, enfocadas en resultados individuales, pueden aumentar las desigualdades al afectar directamente el futuro académico de los estudiantes y sus puntajes pueden determinar el acceso a becas y a la educación superior, añadiendo un incentivo adicional al examen (Hoffmann et al., 2023; Martínez et al., 2025), en las Pruebas Saber de 3°, 5°, 7° y 9° se espera principalmente que el clima influya en procesos básicos de aprendizaje, como el razonamiento abstracto y la solución de problemas, durante las semanas de clases (Babakr et al., 2019); los efectos del clima dependerán del entorno escolar, la infraestructura, la ubicación en la ciudad y los recursos socioeconómicos, así como de la exposición continua a eventos climáticos extremos (Park et al., 2021; Nunes & Cunha, 2025).

Así, este estudio pretende analizar si las alteraciones climáticas recientes en Colombia (olas de calor urbano y lluvias asociadas al fenómeno de La Niña 2022–2023) han incidido en el desempeño escolar de niños y preadolescentes en educación básica urbana, una dimensión aún poco explorada en la literatura nacional; en este sentido, aún hacen falta investigaciones centradas en los estudiantes de 3°, 5°, 7° y 9°, quienes se encuentran en una etapa de escolaridad clave para el aprendizaje y el desarrollo humano continuo (SITEAL, 2024).

3. Marco teórico

3.1. Teorías del desarrollo y aprendizaje

Para analizar cómo los fenómenos climáticos extremos como olas de calor, inundaciones o sequías afectan a niños y preadolescentes, resulta necesario apoyarse en marcos teóricos que expliquen la relación entre individuo, contexto y sociedad, esta investigación se sustenta en cuatro teorías que se complementan: la teoría bioecológica, la teoría del desarrollo cognitivo, la teoría sociocultural del aprendizaje y la teoría del capital

humano, las cuales ofrecen un fundamento articulado para investigar cómo las variables climáticas afectan el rendimiento escolar en niños y preadolescente. A continuación, se explican las contribuciones particulares de cada perspectiva.

Para empezar, la Teoría Bioecológica de Urie Bronfenbrenner plantea que el ambiente familiar, educativo y comunitario tiene un impacto directo en los procesos de aprendizaje (El Zaatari & Maalouf, 2022). El autor amplió esta visión en sus investigaciones subsecuentes, empleando el modelo Procesos, Persona, Contexto y Tiempo (PPCT). Según este modelo, las interacciones diarias y directas entre un niño y los elementos cercanos a él dependen de la relación establecida entre las cualidades individuales y las del entorno (Tudge et al., 2021). Por lo tanto, los efectos negativos del clima son moderados por las circunstancias familiares y comunitarias, que inciden en el bienestar psicológico de los niños y la asistencia a la escuela (Kearney et al., 2024; Leal et al., 2023).

La Teoría del Desarrollo Cognitivo ideada por Jean Piaget sostiene que los niños de 7 a 11 años están principalmente en la fase de las operaciones concretas; en esta etapa son menos egocéntricos y tienen la capacidad de comprender situaciones comunes. En cambio, los que tienen entre 12 y 14 años comienzan a pasar hacia las operaciones formales, que se distinguen por el razonamiento abstracto, el pensamiento hipotético y la solución de problemas (Babakr et al., 2019). Funciones ejecutivas como la memoria de trabajo, la atención sostenida y la habilidad para resolver problemas pueden verse afectadas por el estrés térmico, la ausencia de sueño y la deshidratación a causa de temperaturas elevadas, poniendo en riesgo el desempeño académico (Lala & Hagishima, 2023; Zare & Assari, 2025; Smallcombe et al., 2025). En consecuencia, un entorno expuesto a eventos climáticos extremos funciona como una barrera que dificulta el desarrollo de habilidades cognitivas, por lo que puede comprometer el aprendizaje y el rendimiento académico esperado para niños y preadolescentes entre los 7 y 14 años.

De manera adicional, la teoría sociocultural de Lev Vygotsky señala que el aprendizaje es un fenómeno social, no meramente individual, y la interacción constituye el eje del proceso educativo (Carlson & Stenberg, 2020), destacando desde esta perspectiva cómo las cuestiones culturales, sociales e históricas influyen directamente en el aprendizaje y cómo este asimila los valores, ideas, actitudes y prácticas de su entorno (Silva, 2018). Las interrupciones en la escuela causadas por olas de calor, sequías e inundaciones no solo generan una pérdida de días de enseñanza; también rompen este esencial proceso social. Según las investigaciones actuales, los fenómenos climáticos reducen las interacciones pedagógicas y aumentan la inasistencia escolar (Park et al., 2021; Srivastava et al., 2025). Este enfoque



contribuye a comprender por qué el impacto de las condiciones climáticas tiene consecuencias en el desempeño individual, en la dinámica comunitaria y en la educación en general.

Finalmente, la teoría del capital humano, ampliamente desarrollada por Gary Becker, plantea que la educación constituye una inversión que promueve el desarrollo personal, incrementa la productividad y, en consecuencia, potencia los ingresos futuros (Quintero, 2020). De esta forma, las condiciones climáticas extremas durante la infancia y la adolescencia temprana reducen el desempeño académico y la acumulación de capital humano; esto tiene consecuencias negativas sobre los ingresos futuros y la movilidad social (Isen et al., 2017). Por ello, es importante considerar hasta qué punto el aumento de las temperaturas es probable que afecte la formación de habilidades y si estos efectos son temporales o persistentes (Srivastava et al., 2025).

En conjunto, estos cuatro enfoques proporcionan un marco completo para entender cómo las condiciones climáticas extremas afectan de manera simultánea el desarrollo cognitivo, la interacción social y la acumulación de capital humano. Lo anterior posibilita examinar el fenómeno desde una perspectiva multidimensional, evidenciando que las consecuencias del cambio climático en la educación no solo repercuten en el aprendizaje inmediato de los niños y preadolescentes, sino que además determinan su desarrollo educativo y su bienestar a largo plazo.

4. Metodología

La presente investigación cuenta con un enfoque cuantitativo cuasi-experimental, basado en técnicas de selección y emparejamiento de datos que permiten reducir el sesgo en la comparación entre instituciones educativas, con el objetivo de evaluar el efecto de las variables climáticas sobre el rendimiento académico de estudiantes en instituciones educativas colombianas para los años 2022 y 2023; para ello, se emplean datos de las evaluaciones aplicadas a nivel nacional, lo que posibilita aproximarse al análisis de relaciones entre condiciones contextuales y los resultados académicos sin afirmar efectos atribuibles a factores regionales específicos.

Se trata de un estudio observacional, comparativo y analítico, donde la población objetivo está conformada por los establecimientos educativos del país cuyos estudiantes presentaron las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9° en los años 2022 y 2023, en el marco de una muestra representativa definida según el diseño estratificado del ICFES; en este caso, la organización de la información se realizó a nivel de establecimientos, sedes y grados, dado que un mismo establecimiento puede contar con varias



sedes y cada una de ellas ofrecer diferentes grados, por lo que esta estructura permite conservar la unidad real de análisis y evitar la pérdida de información relevante.

La información sobre el desempeño académico se obtuvo de las bases oficiales del ICFES disponibles en su portal institucional; a partir de estas bases se recopilamos los registros completos de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9° aplicadas en 2022 y 2023, y con dicha información se consolidaron los datos según la estructura establecimiento–sede–grado, integrando no solo los resultados de los estudiantes, sino también variables demográficas, socioeconómicas y familiares, así como características propias de cada institución.

Asimismo, se incorporaron variables climáticas como las temperaturas máxima y mínima, precipitación, humedad relativa, velocidad del viento y radiación solar, junto con el cálculo de la sensación térmica según la fórmula de Fischer y Schär (2010), utilizando para ello los registros satelitales del proyecto NASA POWER, que ofrecen información mensual con la resolución necesaria para este tipo de análisis. A partir de estos datos se construyeron estratos climáticos mediante el algoritmo de k-medias, un método no supervisado adecuado para agrupar grandes volúmenes de observaciones con múltiples características estandarizadas (James et al., 2013), con el fin de definir los grupos de tratamiento y control sobre la base de similitudes reales en las condiciones ambientales, en lugar de depender de límites geográficos o administrativos.

Como resultado para ambos años, se identificó un conglomerado conformado por instituciones ubicadas en zonas más frescas y húmedas y otro caracterizado por condiciones relativamente más cálidas y secas; esta diferenciación permitió asignar el grupo de tratamiento y el grupo de control de manera coherente y sistemática, basándose exclusivamente en las propiedades climáticas de cada conjunto, sin introducir sesgos subjetivos y manteniendo la estructura original de la base de datos (ver Anexo 1).

En este estudio, Z_i corresponde a la variable de tratamiento y se expresa como un indicador binario:

$$Z_i = \begin{cases} 1, & \text{si la institución está en el grupo de zonas frescas y húmedas (tratamiento)} \\ 0, & \text{si la institución está en el grupo de zonas cálidas y secas (control)} \end{cases}$$

Tal como se observa en la Tabla 1, tanto para 2022 como para 2023 el grupo de tratamiento se caracteriza consistentemente por presentar temperaturas máximas más bajas, mayor precipitación y

una sensación térmica notablemente inferior en comparación con el grupo de control; estas diferencias climáticas sostenidas en los dos periodos confirman la separación entre zonas frescas y húmedas frente a zonas más cálidas y secas, respaldando la validez de la clasificación generada mediante el algoritmo de k-medias y permite contar con grupos contrastados de manera estable para el análisis comparativo de ambos años.

Tabla 1. Características climáticas promedio por grupo de tratamiento y control

Año	Z_i	Temp. Máx. (°C)	Temp. Mín. (°C)	Precipitación (mm)	Humedad (%)	Vel. Viento (m/s)	Radiación Solar	Sensación Térmica (°C)
2022	0	30.3	23.4	5.19	80.3	1.36	17.9	38.6
	1	22.8	15.0	6.64	85.5	0.962	15.6	23.1
2023	0	31.4	24.1	4.35	79.0	1.36	18.6	41.9
	1	23.6	15.4	5.53	84.5	0.984	16.3	24.5

Nota: Datos climáticos obtenidos de NASA POWER. Fuente: Elaboración propia.

Además, para el proceso de emparejamiento se incorporó un conjunto amplio de covariables expresadas en forma de proporciones demográficas, socioeconómicas y escolares, incluyendo composición por sexo, características culturales, uso de recursos del hogar, distribución por edad y grado, y niveles socioeconómicos, con el fin de capturar de manera detallada la heterogeneidad entre instituciones educativas (ver Anexo 2). No obstante, la selección final de covariables no se basó únicamente en la inclusión de todo el banco disponible, sino que se realizó mediante el método de regresión LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator), el cual permite identificar automáticamente aquellas variables con mayor capacidad predictiva en la estimación del puntaje de propensión.

Este enfoque penaliza los coeficientes del modelo mediante su norma L1, favoreciendo soluciones parciales y descartando variables irrelevantes (Hastie, Tibshirani & Wainwright, 2015).

$$RSS_{lasso} = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$$

En la práctica, esto reduce la multicolinealidad, evita el sobreajuste y mejora la estabilidad del modelo al conservar únicamente las covariables con mayor contribución estadística.

Comparación de métodos de emparejamiento

En el proceso metodológico se examinaron diferentes opciones de emparejamiento para disminuir el sesgo de selección y asegurar comparaciones más equitativas entre las instituciones educativas; se utilizaron tres métodos: el Emparejamiento Exacto Coarsened (CEM), el Emparejamiento por Puntaje de Propensión (PSM) y la Ponderación por la Probabilidad Inversa del Tratamiento (IPTW). Cada técnica muestra resultados distintos en términos de conservación del tamaño de la muestra y equilibrio de covariables, lo cual permite comparar sus fortalezas y limitaciones dentro del contexto del presente estudio.

Los resultados para ambos años, presentados en la Tabla 2, evidencian que tanto CEM como IPTW alcanzan niveles de balance altamente satisfactorios, mientras que PSM mantiene desbalances importantes aun con un tamaño muestral elevado. Aunque IPTW conserva una mayor cantidad de observaciones, CEM reduce prácticamente a cero el desbalance en todos los casos y lo hace mediante un procedimiento más robusto frente a especificaciones del modelo, ya que no depende de la estimación del puntaje de propensión. En este sentido, CEM se posiciona como la alternativa metodológica más adecuada para este estudio, al priorizar la calidad y estabilidad del equilibrio entre grupos sobre la simple retención de unidades, lo cual resulta esencial para mitigar el sesgo de selección en datos observacionales. Se considera que un método logra un balance adecuado cuando el promedio de las diferencias estandarizadas de medias (SMD) se esté por debajo de 0.1; valores superiores a ese umbral indicaban un desequilibrio insuficientemente corregido.

Tabla 2. Comparación de métodos de emparejamiento para los años 2022 y 2023

Año	Método	SMD promedio	% Covariables desbalanceadas	Tamaño efectivo
2022	PSM	0.371	66.7	2096
	IPTW	0.002	14.3	2197
	CEM	0.002	0.0	1296
2023	PSM	0.281	100.0	3244
	IPTW	0.005	0.0	3410

	CEM	0.001	0.0	2135
--	-----	-------	-----	------

Nota: Elaboración propia a partir de los resultados del balance de covariables en cada método.

Además, el análisis exploratorio consideró diferentes niveles de agregación para realizar el emparejamiento: a nivel de establecimientos, a nivel de establecimiento–sede y a nivel de establecimiento–sede–grado. Cada una de estas configuraciones se evaluó utilizando conjuntos alternativos de covariables para determinar la estructura que ofreciera simultáneamente una representación sólida del sistema educativo y un balance estadístico adecuado (ver Anexo 3). Tras comparar estos escenarios, se seleccionó la base a nivel de establecimiento–sede–grado, dado que proporciona un mayor nivel de detalle sobre la composición estudiantil y preserva la unidad real de análisis, logrando al mismo tiempo el mejor desempeño en términos de equilibrio entre grupos. La Tabla 2 sintetiza este proceso de selección y muestra el comportamiento de los métodos de emparejamiento bajo esta estructura, previamente definida.

Coincidencia Exacta Simplificada

En esta etapa se incorporó el Emparejamiento Exacto Simplificado (CEM) como estrategia para construir grupos comparables de instituciones educativas. Este método organiza las unidades en estratos definidos a partir de covariables previamente agrupadas en categorías amplias, conservando únicamente aquellos estratos donde coinciden instituciones tratadas y de control. De esta manera, el análisis se concentra de forma explícita en la región de soporte común.

La aplicación de CEM se fundamenta en tres supuestos principales:

- Las diferencias sistemáticas entre los grupos pueden abordarse a partir de covariables observadas que capturen la heterogeneidad relevante.
- Los puntos de corte para agrupar las covariables deben fijarse antes del análisis para evitar decisiones dependientes de los resultados.
- Las unidades sin correspondencia deben excluirse, ya que no poseen un contrafactual válido y su eliminación mejora el balance y fortalece la validez interna (Iacus, King & Porro, 2012).

Durante su implementación, CEM asigna pesos a las unidades retenidas de acuerdo con la proporción de tratados y controles dentro de cada estrato:

$$w_i = \begin{cases} 1, & i \in T^s \\ \frac{mc}{m_T} \cdot \frac{m_T^s}{m_C^s}, & i \in C^s \\ 0, & \text{si no pertenece a ningún estrato válido} \end{cases}$$

Donde m_T^s y m_C^s representan el número de tratados y controles en el estrato s , mientras que m_T y m_C corresponden al total de tratados y controles retenidos.

El equilibrio posterior entre los grupos se evaluó mediante la diferencia estandarizada de medias:

$$d = \frac{\bar{x}_T - \bar{x}_C}{\sqrt{\frac{s_T^2 + s_C^2}{2}}}$$

Donde $\bar{x}_T$ y $\bar{x}_C$ corresponden a las medias de la covariable en los grupos tratado y control, y s_T^2 , s_C^2 a sus varianzas respectivas. Este indicador permite medir de forma consistente la reducción del sesgo lograda tras el emparejamiento.

En conjunto, el método CEM permitió construir grupos contrastables basados exclusivamente en características observables, lo que garantiza que las diferencias encontradas posteriormente puedan atribuirse de manera más confiable a las condiciones climáticas y no a la composición institucional.

Aplicación del Método CEM

Antes de proceder con los análisis causales, se verificó la existencia de una región de soporte común para ambos años, garantizando que cada institución tratada contara con una contraparte comparable en el grupo de control; esta verificación presentada en el Anexo 4 confirmó la superposición adecuada entre los grupos y, por tanto, la validez del emparejamiento realizado mediante CEM.

Una vez seleccionadas las covariables mediante LASSO y definida la variable de tratamiento, el procedimiento CEM agrupó las covariables en categorías comunes y conservó únicamente las instituciones con coincidencias válidas entre grupos, asegurando así la comparación dentro de la región de soporte común. Como consecuencia, el emparejamiento redujo el tamaño de la muestra retenida, pero incrementó significativamente la calidad del balance entre grupos.

La Tabla 3 resume la distribución de unidades antes y después del emparejamiento (combinando ambos años), mostrando el número de instituciones totales, las unidades que permanecen dentro del soporte común y aquellas que no tienen un par comparable; la evaluación visual de la superposición de los puntajes de propensión antes y después del emparejamiento presentada en el Anexo 5 para los años 2022 y 2023 confirma que el método CEM mejora sustancialmente la coincidencia entre los grupos tratado y de control, reforzando la validez del soporte común.

Tabla 3: Instituciones educativas retenidas y descartadas tras el emparejamiento CEM (2022–2023)

Año	Grupo	Total	Emparejados	No emparejados
2022	Control	1,048	592	456
	Tratamiento	1,148	704	444
2023	Control	1,622	1,001	621
	Tratamiento	1,782	1,134	648

Nota: La tabla muestra la cantidad de instituciones incluidas y excluidas tras aplicar el emparejamiento CEM. Solo se conservaron las unidades con correspondencia dentro del soporte común, garantizando comparaciones válidas entre los grupos. Elaboración propia.

De acuerdo con lo mostrado en la Tabla 3, el proceso de emparejamiento redujo el número de instituciones retenidas al conservar únicamente aquellas con correspondencia dentro del soporte común. Para una caracterización más detallada de los grupos de tratamiento y control resultantes en cada año, las Tablas del Anexo 6 (2022) y Anexo 7 (2023) presentan las estadísticas descriptivas completas de las instituciones conservadas tras el emparejamiento, incluyendo distribución por región, ubicación, naturaleza del establecimiento y composición estudiantil; estas tablas complementan la

información resumida en la Tabla 3 y permiten apreciar con mayor precisión las diferencias estructurales entre los grupos en ambos periodos.

Estimación del efecto promedio del tratamiento mediante ponderación, calibración y diseño muestral complejo

Una vez conformados los grupos comparables mediante el método CEM, el siguiente paso metodológico consistió en estimar el efecto promedio del tratamiento (ATE) incorporando simultáneamente el diseño muestral de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9° los pesos muestrales originales y la estructura de valores plausibles utilizada por el ICFES para medir las competencias estudiantiles. Este procedimiento garantiza que las inferencias realizadas no solo reflejen las comparaciones ajustadas entre instituciones tratadas y de control, sino también la representatividad poblacional del sistema educativo y una medición apropiada de la variabilidad asociada al proceso estadístico.

Diseño muestral y estructura de agregación

Dado que las bases originales del ICFES se construyen bajo un esquema de muestreo complejo, estratificado, multietápico y con pesos de expansión, la estimación de cualquier parámetro poblacional requiere preservar esta estructura. Para tal fin, se definió un diseño muestral basado en conglomerados a nivel de establecimiento y estratos generados mediante la interacción entre región, zona (urbana/rural), naturaleza del establecimiento y grado. El diseño puede expresarse como:

$$D = (id = \text{establecimiento}, strata = r \times z \times n \times g, w = w_0)$$

Donde w_0 corresponde al peso muestral original asignado por el ICFES; este diseño se implementó utilizando el paquete survey (Lumley, 2010), garantizando que las estimaciones incorporen correctamente la estructura del muestreo y evita sesgos en las varianzas debido al diseño complejo.

Para integrar las variables institucionales con la información académica de los estudiantes, se construyeron indicadores estratificados mediante un modelo matricial del tipo:

$$X = 0 + (\text{grado} \times \text{sexo} \times \text{región})$$

A partir de esta representación se obtuvieron los totales poblacionales requeridos para la calibración posterior, asegurando que las ponderaciones ajustadas reproduzcan adecuadamente la distribución real de la población estudiantil.

Estimación del puntaje de propensión ponderado

Tras definir los grupos de tratamiento mediante CEM y establecer el diseño muestral complejo, se procedió a estimar el puntaje de propensión ponderado, necesario para la construcción posterior de los pesos IPW; para cada institución educativa i , el puntaje de propensión se definió como la probabilidad condicional de pertenecer al grupo de tratamiento dado su conjunto de covariables observadas:

$$\hat{p}(X_i) = P(Z_i = 1 \mid X_i).$$

Dado que las bases del ICFES están sujetas a un esquema de muestreo complejo, los puntajes se estimaron mediante un modelo logístico ponderado incorporando los pesos originales y la estructura estratificada previamente definida. Este enfoque permite incorporar los pesos originales y la estructura estratificada previamente definida:

$$\text{logit}(\hat{p}(X_i)) = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki}.$$

Los valores estimados $\hat{p}(X_i)$ se emplean posteriormente para construir los pesos inversos de probabilidad en la siguiente etapa del análisis.

Construcción de los pesos IPW y pesos estabilizados

Tras estimar el puntaje de propensión ponderado, el siguiente paso consistió en construir los pesos inversos de probabilidad del tratamiento (IPW) con el fin de corregir las diferencias en la probabilidad de asignación al tratamiento entre instituciones educativas. Estos pesos permiten crear una pseudo-población en la que la distribución de covariables es independiente del tratamiento.

Para cada institución i , los pesos IPW básicos se definieron como:

$$w_i^{IPW} = \begin{cases} \frac{1}{\hat{p}(X_i)} & \text{si } Z_i = 1, \\ \frac{1}{1 - \hat{p}(X_i)} & \text{si } Z_i = 0. \end{cases}$$

Sin embargo, para mejorar la estabilidad numérica y reducir la varianza de los estimadores, se emplearon pesos estabilizados, los cuales ajustan los IPW mediante la prevalencia marginal del tratamiento en la población:

$$w_i^{stab} = \begin{cases} \frac{P(Z = 1)}{\hat{p}(X_i)} & \text{si } Z_i = 1, \\ \frac{P(Z = 0)}{1 - \hat{p}(X_i)} & \text{si } Z_i = 0. \end{cases}$$

En la implementación empírica, estos pesos estabilizados se multiplicaron por los pesos muestrales originales del diseño ICFES, produciendo un peso combinado:

$$w_i^{comb} = w_{0i} \times w_i^{stab}.$$

Lo que garantiza que el análisis respete simultáneamente la estructura de muestreo del ICFES y el ajuste por diferencias en la probabilidad de tratamiento. Estos pesos combinados se utilizaron para definir un nuevo diseño muestral, sobre el cual se aplicaron posteriormente los procedimientos de calibración.

Ajuste y estabilización de pesos: calibración y control de valores extremos

Una vez contruidos los pesos combinados w_i^{comb} , se aplicó un proceso de calibración por raking con el objetivo de ajustar los pesos finales de la muestra de modo que reproduzcan exactamente los totales poblacionales de las combinaciones de grado, sexo y región; este procedimiento asegura que la distribución ponderada de la muestra coincida con la estructura real de la población estudiantil, reforzando la representatividad de las estimaciones.

Calibración por raking

El objetivo de la calibración es modificar los pesos sin alterar en exceso su estructura original, de manera que las sumas ponderadas reproduzcan los totales poblacionales de un conjunto de variables auxiliares. La calibración busca pesos w_i^{cal} tales que:

$$\sum_{i=1}^n w_i^{cal} x_{ik} = t_k \quad \forall k,$$

donde x_{ik} representa la variable auxiliar k para la unidad i y t_k el total poblacional conocido.

Una forma multiplicativa común del raking es:

$$w_i^{cal} = w_i^{comb} \prod_k g_k^{x_{ik}},$$

donde los factores g_k se actualizan iterativamente hasta alcanzar la concordancia con los totales poblacionales. Este procedimiento sigue la formulación de calibración desarrollada por Deville y Särndal (1992).

Control de valores extremos (trimming)

La calibración puede generar pesos muy grandes o muy pequeños, lo cual incrementa la varianza de los estimadores. Para mitigar este problema se aplicó un recorte:

$$w_i^{trim} = \begin{cases} L, & \text{si } w_i^{cal} < L, \\ U, & \text{si } w_i^{cal} > U, \\ w_i^{cal}, & \text{en otro caso.} \end{cases}$$

donde L y U son límites preestablecidos.

El trimming reduce la influencia de observaciones atípicas y es un procedimiento estándar en la literatura de encuestas, descrito por Potter (1990).

Tras el trimming se realizó una segunda calibración, asegurando que los pesos finales w_i^{final} cumplieran nuevamente las restricciones poblacionales, pero sin reintroducir valores extremos.

Estimación del efecto del tratamiento con valores plausibles y diseño de réplicas Jackknife (JK1)

Conformados los grupos comparables mediante el emparejamiento CEM, la estimación del efecto promedio del tratamiento (ATE) se realizó integrando tres componentes fundamentales: el diseño muestral complejo de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9°, los pesos calibrados obtenidos tras el proceso de ajuste, y la estructura de valores plausibles



utilizada por el ICFES para representar la habilidad de los estudiantes en cada área evaluada.

Los valores plausibles constituyen imputaciones aleatorias provenientes de la distribución posterior de la habilidad latente del estudiante, en lugar de un puntaje puntual. Este enfoque es un estándar ampliamente reconocido en evaluaciones educativas internacionales como PISA, TIMSS y PIRLS, y ha sido documentado en la literatura metodológica (Mislevy, 1991; Rubin, 1987). En este estudio se emplearon los diez valores plausibles disponibles para cada prueba y cada grado, ajustando un modelo independiente por valor plausible e incorporando siempre el diseño muestral.

Para ello, se construyó primero un diseño con pesos calibrados y unidades primarias de muestreo a nivel de establecimiento. Este diseño se transformó posteriormente en un esquema de réplicas Jackknife tipo JK1, método recomendado para la estimación de varianzas en evaluaciones educativas de gran escala, dado que reproduce adecuadamente la estructura estratificada y por conglomerados del operativo de campo. La varianza del coeficiente asociado al tratamiento se estimó entonces mediante la expresión general del Jackknife:

$$\widehat{Var}_{JK1}(\hat{t}) = \sum_{h=1}^H \frac{n_h - 1}{n_h} (\hat{t}_{(h)} - \hat{t})^2,$$

donde $\hat{t}_{(h)}$ corresponde al estimador obtenido al omitir la PSU h , y n_h denota el número de unidades primarias por estrato.

Para cada valor plausible k , el modelo estimado para cada materia m y grado g adoptó la siguiente forma:

$$PV_{mg}^{(k)} = \alpha_{mg}^{(k)} + \tau_{mg}^{(k)} Z_i + \varepsilon_i^{(k)},$$

donde Z_i es la variable de tratamiento que identifica a las instituciones ubicadas en zonas climáticas frescas y húmedas. Cada estimación $\tau_{mg}^{(k)}$ incorpora el diseño muestral complejo y los pesos calibrados, preservando así la estructura de inferencia deseada.

Combinación de los valores plausibles

Tras la estimación individual de los diez modelos por área y grado, se integraron los resultados siguiendo las Reglas de Rubin, las cuales permiten combinar múltiples imputaciones de manera coherente. El efecto final del tratamiento se obtiene como el promedio simple de los coeficientes:

$$\bar{\tau}_{mg} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \tau_{mg}^{(k)},$$

mientras que la varianza total resulta de sumar la variación interna (es decir, la varianza Jackknife de cada modelo) y la variación entre imputaciones, ajustada por el número de valores plausibles:

$$T = W + \left(1 + \frac{1}{M}\right) B,$$

donde

$$W = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \text{var}_{JK1}(\tau_{mg}^{(k)}), \quad B = \frac{1}{M-1} \sum_{k=1}^M (\tau_{mg}^{(k)} - \bar{\tau}_{mg})^2.$$

El error estándar final se obtiene como:

$$SE = \sqrt{T},$$

y permite construir los intervalos de confianza e inferencias asociadas. La combinación de valores plausibles mediante este esquema asegura que la incertidumbre refleje tanto la variabilidad del muestreo complejo como la incertidumbre de medición propia del modelo de respuesta al ítem utilizado por el ICFES.

Las estimaciones resultantes constituyen así una medida robusta del efecto medio del tratamiento, al integrar de manera coherente el emparejamiento previo, el diseño muestral, la calibración de pesos y la imputación múltiple inherente a los valores plausibles.

5. Resultados

Concluido el proceso de emparejamiento, ponderación, calibración y estimación con valores plausibles descrito en la sección metodológica, se procedió a calcular el efecto promedio del tratamiento (ATE) sobre los puntajes de las Pruebas Saber 3°, 5°, 7° y 9° en cada materia y grado para los años 2022 y 2023; los resultados reportados

a continuación corresponden a los coeficientes combinados bajo las Reglas de Rubin e incorporan simultáneamente la incertidumbre derivada del diseño muestral complejo, los pesos calibrados y la variabilidad asociada a los valores plausibles.

Con el fin de facilitar la lectura y presentar los resultados de manera sintética, se organizan dos tablas independientes para cada año. En estas se incluye el estimador puntual del efecto (β), su error estándar, la varianza total, el intervalo de confianza al 95% el nivel de significancia estadística. Esta estructura permite condensar la información estadística esencial sin recurrir a descripciones extensas o múltiples figuras.

Interpretación sustantiva de los resultados del ATE (2022)

Los resultados de 2022 presentados en la Tabla 4 muestran un patrón claro y consistente: las instituciones ubicadas en zonas más frescas y húmedas obtienen puntajes significativamente superiores en todas las áreas académicas evaluadas, en comparación con las instituciones ubicadas en zonas cálidas y secas. Los efectos son sistemáticamente positivos, estadísticamente significativos y con intervalos de confianza que no incluyen el cero, lo cual demuestra robustez en la estimación.

En cuanto al comportamiento por grado, se observa que los efectos aumentan conforme avanza la trayectoria escolar. Tanto en matemáticas como en lectura, los efectos para los grados 5° y 9° son más elevados que en 3°, lo que sugiere que la exposición acumulada a mejores condiciones climáticas puede amplificar las diferencias en el rendimiento. Este patrón se replica también en ciencias y pensamiento ciudadano, donde los grados superiores (5° y 9°) concentran los mayores efectos.

La consistencia entre materias es notable: matemáticas, lectura, ciencias y pensamiento ciudadano registran efectos positivos del mismo orden de magnitud, indicando que el impacto no se restringe a una habilidad específica, sino que opera de manera transversal sobre el proceso educativo; además, los valores z elevados y los p-values cercanos a cero refuerzan la significancia estadística y la estabilidad del hallazgo.

Tabla 4: Efecto promedio del tratamiento (ATE) sobre los puntajes Saber, por materia y grado (2022)

Área evaluada	Grado	Estimación del efecto (β)	Error estándar	Varianza total	Límite inferior IC 95%	Límite superior IC 95%	Estadístico	Valor p
---------------	-------	-----------------------------------	----------------	----------------	------------------------	------------------------	-------------	---------

Matemáticas	3	25.06	9.19	84.45	7.05	43.07	2.73	0.006
	5	30.42	4.92	24.19	20.78	40.06	6.19	0
	9	34.15	5.97	35.60	22.46	45.84	5.72	0
Lenguaje	3	23.43	9.41	88.54	4.99	41.88	2.49	0.012
	5	29.08	4.87	23.72	19.54	38.63	5.97	0
	9	33.54	5.58	31.11	22.60	44.47	6.01	0
Ciencias Naturales	5	26.37	5.10	26.02	16.38	36.37	5.17	0
	9	32.52	5.82	33.84	21.11	43.92	5.59	0
Pensamiento Ciudadano	5	26.37	4.84	23.42	16.89	35.86	5.45	0
	9	29.84	5.97	35.65	18.14	41.54	5.00	0

Nota: Los resultados corresponden a las estimaciones combinadas bajo las Reglas de Rubin, incorporando la variabilidad del diseño muestral, los pesos calibrados y la estructura de valores plausibles. La ausencia de resultados para grado 7 en matemáticas y lectura, y para grado 3 en ciencias y pensamiento ciudadano, obedece a que la base oficial del ICFES para 2022 no cuenta con valores plausibles en esas áreas y grados; por tanto, no es posible estimar el efecto en dichos casos. Elaboración propia.

Interpretación sustantiva de los resultados del ATE (2023)

En el caso del año 2023, los efectos estimados muestran un patrón sólido y altamente consistente entre materias y grados, reforzando los hallazgos obtenidos para 2022. En primer lugar, los coeficientes asociados al tratamiento son positivos en todas las áreas evaluadas y prácticamente en todos los grados, evidenciando que las instituciones ubicadas en zonas más frescas y húmedas presentan, en promedio, mejores resultados académicos que aquellas en zonas más cálidas y secas.

En matemáticas y lectura, los efectos son estadísticamente significativos en la mayoría de los grados, con intervalos de confianza que excluyen el cero de forma sistemática. Los resultados tienden a incrementarse conforme avanza la trayectoria escolar, observándose efectos más marcados en séptimo y noveno grado, lo que sugiere que las diferencias en condiciones climáticas podrían acumularse o hacerse más visibles a medida que progresan los aprendizajes. Además, el patrón creciente encontrado es coherente con el observado en 2022, reforzando la estabilidad temporal del efecto.

En ciencias y pensamiento ciudadano, los efectos también son positivos y significativos en todos los grados disponibles; la magnitud estimada para estos dos dominios es comparable a la observada en matemáticas y lectura, consolidando la evidencia de que la ventaja asociada a condiciones climáticas más favorables se manifiesta de manera transversal en distintas áreas del currículo.

Finalmente, los errores estándar y la varianza total, derivados del uso simultáneo de diseño Jackknife y valores plausibles, indican que las estimaciones son estadísticamente robustas y reflejan adecuadamente tanto la variabilidad muestral como la incertidumbre propia del proceso de medición; en conjunto, los resultados de 2023 confirman la solidez del patrón encontrado: la ubicación en zonas climáticas más frescas y húmedas se asocia de manera consistente con un mejor desempeño académico en múltiples áreas y grados, aun después de aplicar emparejamiento CEM, ponderación IPW, calibración y estimación con valores plausibles.

Tabla 5: Efecto promedio del tratamiento (ATE) sobre los puntajes Saber, por materia y grado (2023)

Área evaluada	Grado	Estimación del efecto (β)	Error estándar	Varianza total	Límite inferior IC 95%	Límite superior IC 95%	Estadístico	Valor p
Matemáticas	3	21.42	12.06	145.50	-2.22	45.06	1.77	0.07
	5	34.55	5.71	32.71	23.34	45.76	6.04	0
	7	28.44	5.44	29.64	17.76	39.11	5.22	0
	9	32.58	6.17	38.09	20.49	44.68	5.28	0
Lenguaje	3	21.60	11.75	138.26	-1.44	44.64	1.83	0.06
	5	34.58	5.63	31.72	23.54	45.62	6.14	0
	7	29.16	5.47	29.99	18.43	39.89	5.32	0
	9	35.27	6.14	37.72	23.23	47.31	5.74	0
Ciencias Naturales	5	30.39	5.20	27.10	20.18	40.59	5.83	0
	7	25.26	5.38	29.01	14.71	35.82	4.69	0
	9	32.56	6.38	40.81	20.04	45.08	5.09	0
Pensamiento Ciudadano	5	26.26	4.89	23.97	16.66	35.86	5.36	0
	7	24.47	5.42	29.41	13.84	35.10	4.51	0

	9	26.72	5.53	30.58	15.88	37.56	4.83	0
--	---	-------	------	-------	-------	-------	------	---

Nota: Los resultados corresponden a las estimaciones combinadas bajo las Reglas de Rubin, incorporando la variabilidad del diseño muestral, los pesos calibrados y la estructura de valores plausibles. La ausencia de resultados para grado 3 en ciencias y pensamiento ciudadano, obedece a que la base oficial del ICFES para 2023 no cuenta con valores plausibles en esas áreas y grados; por tanto, no es posible estimar el efecto en dichos casos. Elaboración propia.

Al comparar ambos años se observa una estabilidad clara tanto en la magnitud como en la significancia de los efectos. Los impactos positivos se mantienen en todos los grados, especialmente en quinto y noveno, lo que indica que el efecto no corresponde a fluctuaciones propias de un solo periodo sino a un patrón persistente; la consistencia entre áreas, grados y años, junto con un proceso metodológico que incorpora emparejamiento CEM, ponderación IPW, calibración y el diseño muestral complejo, respalda la conclusión de que las instituciones ubicadas en zonas más frescas y húmedas muestran un desempeño académico superior frente a las que se encuentran en climas cálidos y secos.

6. Conclusiones y discusión

En términos generales, los resultados muestran un patrón sólido y consistente: las instituciones ubicadas en zonas más frescas y húmedas presentan, en promedio, puntajes superiores en todas las áreas evaluadas y en la mayoría de los grados, tanto en 2022 como en 2023. La magnitud del efecto es estable entre años y se concentra especialmente en los grados 5° y 9°, lo que sugiere que los impactos asociados a las condiciones climáticas podrían intensificarse en etapas más avanzadas de la trayectoria escolar. Las cuatro áreas evaluadas (matemáticas, lectura, ciencias y pensamiento ciudadano) muestran comportamientos muy similares, lo que refuerza la idea de un efecto general sobre el desempeño académico y no limitado a un tipo particular de competencia.

Otro punto importante del análisis tiene que ver con los pesos calibrados. Al revisar su comportamiento, se observa que para algunos departamentos los pesos ajustados tienden a ser más bajos y para otros más altos. Esto ocurre porque la calibración fuerza a que la distribución ponderada de la muestra coincida con los totales poblacionales reales. En zonas sobrerrepresentadas los pesos tienden a disminuir, mientras que en zonas subrepresentadas aumentan; este comportamiento es esperable y necesario para garantizar que las estimaciones finales reflejen adecuadamente la composición nacional del estudiantado, lo clave es que, después del trimming y la calibración, los pesos quedaron dentro de rangos razonables y sin valores extremos que pudieran distorsionar la varianza final.

En conjunto, el uso combinado de CEM, ponderación por probabilidad inversa, calibración y valores plausibles permitió obtener estimaciones más estables, con buena representatividad poblacional y con

un control adecuado del sesgo de selección. Los hallazgos obtenidos muestran un patrón robusto y replicable entre años, fortaleciendo la confianza en la consistencia del efecto estimado.

7. Reflexiones finales

Los resultados de esta investigación indican que la variabilidad climática no funciona como un factor externo o simplemente contextual, sino como una variable estructural que determina el aprendizaje en la educación básica colombiana. La evidencia empírica demuestra que las instituciones situadas en áreas secas y cálidas experimentan desventajas sistemáticas en cuanto a los logros académicos, lo cual acentúa las disparidades geográficas ya existentes. Según afirman UNICEF (2024) y Palacios y Rojas (2023), los eventos climáticos extremos provocan que aumente el ausentismo, se interrumpe la jornada escolar y se deteriore la infraestructura educativa, lo cual crea condiciones que limitan el desarrollo académico, físico y socioemocional de los niños, las niñas y los adolescentes.

Según estudios previos (Goodman et al., 2020; Park et al., 2021; Zare & Assari, 2025), la exposición a altas temperaturas tiene un impacto negativo en la memoria de trabajo, disminuye la función cognitiva y afecta la continuidad pedagógica. Los resultados de esta investigación se alinean con esa literatura, evidenciando un impacto constante y acumulativo en el rendimiento, sobre todo en grados superiores, donde las puntuaciones muestran variaciones más significativas entre instituciones sometidas a condiciones térmicas contrastantes; estos hallazgos subrayan la importancia de examinar el rendimiento escolar desde una perspectiva ambiental más amplia, en la que la humedad, la temperatura y las precipitaciones se ven como variables estructurales del ambiente educativo y no simples fluctuaciones del clima.

Desde la perspectiva de la gestión educativa, estos hallazgos ofrecen elementos críticos para la formulación de políticas públicas, es necesario que el Ministerio de Educación Nacional y las entidades territoriales avancen hacia la adopción de estrategias de flexibilidad curricular, sistemas de alerta temprana y planes de contingencia para días de calor extremo o precipitaciones intensas. Como advierten Squires et al. (2024), las exposiciones térmicas afectan directamente la salud y el bienestar estudiantil, lo que exige respuestas institucionales capaces de reducir la vulnerabilidad del sistema educativo. Aunque este estudio se basa en un enfoque observacional, lo cual implica que no es posible establecer causalidad estricta, la consistencia de la evidencia es suficiente para justificar intervenciones inmediatas orientadas a la protección del aprendizaje y la permanencia escolar.

La infraestructura de las escuelas se ha convertido en un elemento crucial para la adaptación al cambio climático. Según la literatura más reciente, los ambientes escolares mal ventilados, sin sombra o con

materiales que aumentan la carga térmica empeoran el desempeño y la atención en condiciones ambientales extremas (Sprague et al., 2025). Por este motivo, es necesaria una política nacional de infraestructura escolar adaptada térmicamente, que incluya estrategias pasivas para mitigar el calor, diseños bioclimáticos y una ventilación eficaz, particularmente en regiones con altas temperaturas.

Finalmente, esta investigación abre varias líneas futuras de investigación que permitirían una mejor comprensión de los mecanismos subyacentes. Se distinguen entre ellas: (a) evaluar el efecto de las intervenciones de mitigación térmica en las escuelas a través de diseños experimentales o cuasi-experimentales; (b) investigar la función del microclima urbano y cómo interactúa con la calidad educativa; (c) analizar la conexión entre condiciones climáticas extremas y aspectos socioemocionales del aprendizaje; y (d) ampliar el estudio a entornos rurales, donde la vulnerabilidad educativa y climática tiende a ser más alta; avanzar en estas rutas permitirá fortalecer la resiliencia del sistema educativo colombiano frente al cambio climático, un desafío que, como advierte la literatura internacional, afecta de manera directa el aprendizaje, el bienestar y las oportunidades futuras de la población infantil y adolescente (Park et al., 2021; UNICEF, 2024).

8. Referencias

- Arregocés, H. A., Gómez, D., & Castellanos, M. L. (2024). Annual and monthly precipitation trends: An indicator of climate change in the Caribbean region of Colombia. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 10, 100834. <https://doi.org/10.1016/j.cscee.2024.100834>
- Babakr, Z. H., Mohamedamin, P., & Kakamad, K. (2019). Piaget's cognitive developmental theory: Critical review. *Education Quarterly Reviews*, 2(3), 517–524. <https://doi.org/10.31014/aior.1993.02.03.84>
- Carlson, E., & Stenberg, M. (2020). Peer learning—Making use of sociocultural theory. *Nurse Education in Practice*, 46, 102819. <https://doi.org/10.1016/j.nepr.2020.102819>
- Deville, J. C., & Särndal, C. E. (1992). Calibration estimators in survey sampling. *Journal of the American statistical Association*, 87(418), 376-382.
- Duk, C., & Murillo, F. J. (2020). El derecho a la educación es el derecho a una educación inclusiva y equitativa. *Revista Latinoamericana de Educación Inclusiva*, 14(2), 11–13. <https://doi.org/10.4067/S0718-73782020000200011>

- El Zaatari, W., & Maalouf, I. (2022). How the Bronfenbrenner bio-ecological system theory explains the development of students' sense of belonging to school? *SAGE Open*, 12(4). <https://doi.org/10.1177/21582440221134089>
- Fernández, J., Fernández, M. I., & Soloaga, I. (2019). Enfoque territorial y análisis dinámico de la ruralidad: alcances y límites para el diseño de políticas de desarrollo rural innovadoras en América Latina y el Caribe. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).
- Fischer, E. M., & Schär, C. (2010). Consistent geographical patterns of changes in high-impact European heatwaves. *Nature geoscience*, 3(6), 398-403.
- Gobierno de Colombia, Fondo Adaptación, DNP, UNGRD, & PNUD. (2023). Evaluación de daños, pérdidas e impactos asociados a la ocurrencia del Fenómeno de La Niña 2021–2023. <https://portal.gestiondelriesgo.gov.co/Documents/Manejo/EVALUACION-DANOS-PERDIDAS-IMPACTOS-FENOMENO-LA-NINA.pdf>
- Goodman, J., Hurwitz, M., Park, J., & Smith, J. (2020). Heat and learning. *EdWorkingPaper No. 19-30*. <https://doi.org/10.26300/wdad-dq59>.
- Graff Zivin, J., Song, Y., Tang, Q., & Zhang, P. (2020). Temperature and cognitive performance: Evidence from China. *Journal of Environmental Economics and Management*, 104, 102365. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2020.102365>
- Granés, L., Essers, E., Ballester, J. et al. Early life cold and heat exposure impacts white matter development in children. *Nat. Clim. Chang.* 14, 760–766 (2024). <https://doi.org/10.1038/s41558-024-02027-w>
- Granés, L., Kusters, M. S. W., Ballester, J., Essers, E., Petricola, S., López-Vicente, M., Iñiguez, C., Tiemeier, H., Muetzel, R. L., Soriano-Mas, C., & Guxens, M. (2025). Exposure to Ambient Temperature and Functional Connectivity of Brain Resting-State Networks in Preadolescents. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, S0890-8567(25)00046-2. Advance online publication. <https://doi.org/10.1016/j.jaac.2024.11.023>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Wainwright, M. (2015). Statistical learning with sparsity. *Monographs on statistics and applied probability*, 143(143), 8.



- Hoffmann, B., Pulido, X., & Vera-Cossio, D. (2023). The unequal effect of temperature on test scores: Evidence from Colombia. Inter-American Development Bank (IDB). <http://dx.doi.org/10.18235/0004832>
- Hume, I. (2024). Clima y rendimiento académico: el efecto de las altas temperaturas en las pruebas estandarizadas [Tesis de magíster, Universidad de Chile]. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/201483>
- Iacus, S. M., King, G., & Porro, G. (2012). Causal inference without balance checking: Coarsened exact matching. *Political analysis*, 20(1), 1-24.
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales - Ideam. (2024). Informe del estado del ambiente y los recursos naturales renovables - 2023. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales - Ideam.
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales – IDEAM. (2022, 21 de febrero). Seguimiento al ciclo ENOS: Fenómeno La Niña (Boletín No. 163). <https://www.ideam.gov.co/file-download/download/public/6454>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2022). Climate Change 2022: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Working Group II Contribution to the Sixth Assessment Report. Cambridge University Press. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg2/>
- Isen, A., Rossin-Slater, M., & Walker, R. (2017). Relationship between season of birth, temperature exposure, and later life wellbeing. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(51), 13447–13452. <https://doi.org/10.1073/pnas.1702436114>
- James, G. (2013). An introduction to statistical learning with applications in R.
- Johnston, D. W., Knott, R., Mendolia, S., & Siminski, P. (2021). Upside-down Down Under: Cold temperatures reduce learning in Australia. *Economics of Education Review*, 85, 102172. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2021.102172>
- Katsantonis, I. (2024). Exploring age-related differences in metacognitive self-regulation: The influence of motivational factors in secondary school students. *Frontiers in Psychology*, 15, 1383118. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1383118>



- Kearney, C. A., Ellis, K., & Arcaina, V. J. (2024). Climate change injustice and school attendance and absenteeism: Proximal and distal ecological links. *Frontiers in Education*, 9, 1455430. <https://doi.org/10.3389/feduc.2024.1455430>
- Keivabu, C. R. (2024). Temperature and school absences: evidence from England. *Popul Environ* 46, 6 (2024). <https://doi.org/10.1007/s11111-024-00448-5>
- Kidd, S. A., Gong, J., Massazza, A., Bezgrebelna, M., Zhang, Y., & Hajat, S. (2023). Climate change and its implications for developing brains – In utero to youth: A scoping review. *The Journal of Climate Change and Health*, 13, 100258. <https://doi.org/10.1016/j.joclim.2023.100258>
- Lala, B., & Hagishima, A. (2023). Impact of Escalating Heat Waves on Students' Well-Being and Overall Health: A Survey of Primary School Teachers. *Climate*, 11(6), 126. <https://doi.org/10.3390/cli11060126>
- Leal, F. W., Kagawa, F., & Filho, W. L. (2023). The effects of climate change on children's education attainment. *Sustainability*, 15(7), 6320. <https://doi.org/10.3390/su15076320>
- Lumley, T. (2007). Complex survey samples in R.
- Martínez, J., Zuluaga, V., & Buriticá, A. (2025). Sweating bullets: Heat, high-stakes evaluations, and the role of incentives. *Environmental and Resource Economics*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s10640-025-01011-y>
- MEN (Ministerio de Educación Nacional). (2022). Informe de gestión 2022. Bogotá.
- Miranda, J. J., & Contreras, C. (2025). Impact of heat waves on learning outcomes and the role of conditional cash transfers: Evidence from Peru (Policy Research Working Paper No. 11171). World Bank. <http://hdl.handle.net/10986/43453>
- Mislevy, R. J. (1991). Randomization-based inference about latent variables from complex samples. *Psychometrika*, 56(2), 177-196.
- Morales, C., Pérez, R., Riffo, L., & Williner, A. (2020). Desarrollo territorial sostenible y nuevas ciudadanías: consideraciones sobre políticas públicas para un mundo en transformación (Documentos de Proyectos, LC/TS.2020/180). Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).



<https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/59e0c82b-1619-493b-b91e-761dd4da6dbc/content>

- Nunes, M. L., & Cunha, A. J. L. A. da. (2025). Neurodevelopment and climate change. *Jornal de Pediatria*, 101(Suppl. 1), S34–S39. <https://doi.org/10.1016/j.jped.2024.10.005>
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). (2016). Revisión de políticas nacionales de educación: La educación en Colombia (trad. del original Education in Colombia). Ministerio de Educación Nacional. <https://doi.org/10.1787/9789264250604-en>
- Palacios, P., & Rojas-Velásquez, L. (2023). Impact of weather shocks on educational outcomes in the municipalities of Colombia. *International Journal of Educational Development*, 101, 102816. <https://doi.org/10.1016/j.ijedudev.2023.102816>
- Park, R. J., Behrer, A. P., & Goodman, J. (2021). Learning is inhibited by heat exposure, both internationally and within the United States. *Nature Human Behaviour*, 5, 19–27. <https://doi.org/10.1038/s41562-020-00959-9>
- Peña, A. J., Galindo, Y. P., & Hernández, R. S. (2023). Clima de la Orinoquía: Sumando conocimiento para tomar mejores decisiones en el sector agropecuario. <http://hdl.handle.net/20.500.12324/40850>
- Potter, F. J. (1990, June). A study of procedures to identify and trim extreme sampling weights. In *Proceedings of the American Statistical Association, Section on Survey Research Methods* (Vol. 225230). Washington, DC: American Statistical Association.
- Quintero, W. J. (2020). La formación en la teoría del capital humano: Una crítica sobre el problema de agregación. *Análisis Económico*, 35(88), 239–265. <https://doi.org/10.24275/uam/azc/dcs/ae/2020v35n88/Quintero>
- Randell, H., & Gray, C. (2019). Climate change and educational attainment in the global tropics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(18), 8840–8845.
- Roach, T., & Whitney, J. (2021). Heat and learning in elementary and middle school. *Education Economics*, 30(1), 29–46. <https://doi.org/10.1080/09645292.2021.1931815>

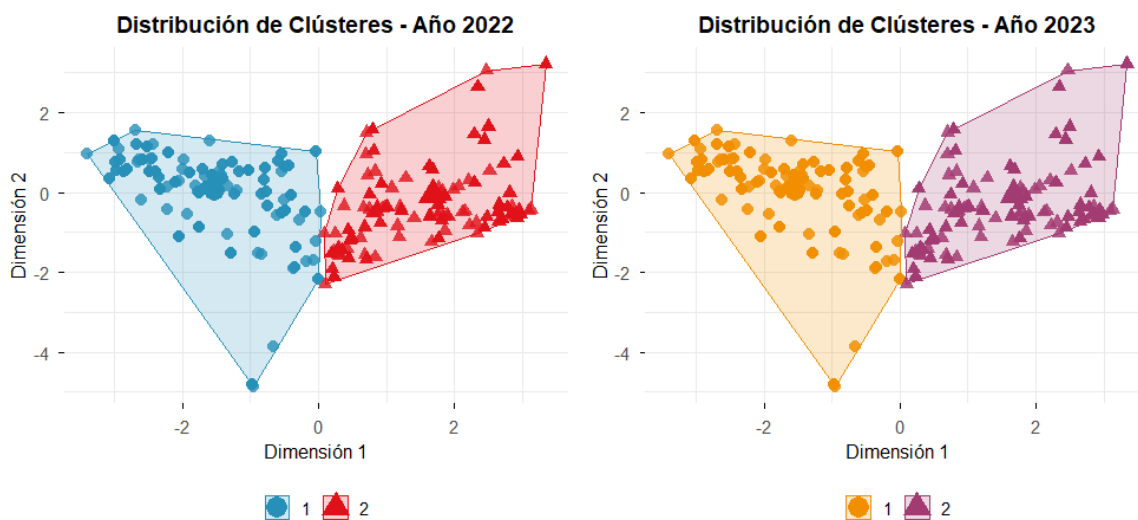
- Rubin, D. B. (1987). Multiple imputation for nonresponse in surveys. Wiley.
- Sánchez-Mendiola, M., & Delgado, L. (2017). Exámenes de alto impacto: implicaciones educativas. *Investigación en Educación Médica*, 6(21), 52–62. <https://doi.org/10.1016/j.riem.2016.12.001>
- Shah, M., & Steinberg, B. M. (2017). Drought of opportunities: Contemporaneous and long-term impacts of rainfall shocks on human capital. *Journal of Political Economy*, 128(4), 1525–1577.
- Silva, J. S. da. (2018). Dificuldades de aprendizagem em leitura e escrita: Reflexão a partir da teoria da aprendizagem de Vygotsky. *InterEspaço: Revista de Geografia e Interdisciplinaridade*, 3(10), 168–186. <https://doi.org/10.18764/2446-6549.v3n11p168-186>
- SITEAL. (2024). Educación básica. Sistema de Información de Tendencias Educativas en América Latina (SITEAL). https://siteal.iiep.unesco.org/eje/educacion_basica
- Smallcombe, J. W., Topham, T. H., Brown, H. A., Tiong, M., Clark, B., Broderick, C., Chalmers, S., Orchard, J., Mavros, Y., Périard, J. D., & Jay, O. (2025). Thermoregulation and dehydration in children and youth exercising in extreme heat compared with adults. *British journal of sports medicine*, 59(16), 1151–1159. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2025-109832>
- Sprague, N. L., Lee, J. J., Petrovich, L. M., & Goodman, J. (2025). Changing degrees: A weight-of-evidence scoping review. *Environmental Research*, 277, 121639. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2025.121639>
- Squires, E., Whiting, L., & Petty, J. (2024). Effects of climate change on the health of children and young people. *Nursing Standard*. Advance online publication. <https://doi.org/10.7748/ns.2024.e12308>
- Srivastava, P., Trinh, T.-A., & Zhang, X. (2025). Weather effects on academic performance. *Population and Environment*, 47(25). <https://doi.org/10.1007/s11111-025-00495-6>
- Tudge, J. R. H., Navarro, J. L., Merçon-Vargas, E. A., & Payir, A. (2021). The promise and the practice of early childhood educare in the writings of Urie Bronfenbrenner. *Early Child Development and Care*, 191(7–8), 1079–1088. <https://doi.org/10.1080/03004430.2020.1844193>
- UNESCO. (2020). Educación para el desarrollo sostenible: hoja de ruta. París: UNESCO. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000374896>



- UNESCO. (2023). Un nuevo informe de la UNESCO revela los efectos del cambio climático en el derecho a la educación en la región de América Central y el Caribe. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (UNESCO). <https://www.unesco.org/es/articles/un-nuevo-informe-de-la-unesco-revela-los-efectos-del-cambio-climatico-en-el-derecho-la-educacion-en>
- UNICEF. (2021). The climate crisis is a child rights crisis: Introducing the Children’s Climate Risk Index. Nueva York: UNICEF. <https://www.unicef.org/reports/climate-crisis-child-rights-crisis>
- UNICEF. (2024). Global snapshot of climate-related school disruptions in 2024. <https://www.unicef.org/media/170626/file/Global-snapshot-climate-related-school-disruptions-2024.pdf>
- Venegas, S., Schwarz, L., & Sabarwal, S. (2024). Impacts of extreme weather events on education outcomes: A review of evidence. World Bank Research Observer. World Bank. <http://hdl.handle.net/10986/41935>
- Yáñez, M., Johnson, P., & Acevedo, C. (2023). Condiciones físico-ambientales en las aulas y desempeño escolar en Colombia. Estudios sobre Educación, 45, 187–215. <https://doi.org/10.15581/004.45.009>
- Zare, H., & Assari, S. (2025). Extreme Heat Exposure is Associated with Lower Learning, General Cognitive Ability, and Memory among US Children. Open Journal of Neuroscience, 3(1), 1277. Retrieved from <https://www.scipublications.com/journal/index.php/ojn/article/view/1277>
- Zhang, X., Chen, X., & Zhang, X. (2024). Temperature and low-stakes cognitive performance. Journal of the Association of Environmental and Resource Economists, 11(1), 1–33. <https://doi.org/10.1086/726007>

9. Anexos

Anexo 1: Agrupamiento de instituciones educativas según variables climáticas para 2022 y 2023



Nota: Elaboración propia con base en datos climáticos del programa NASA POWER.

Anexo 2: Operacionalización de las covariables utilizadas en el emparejamiento

Dimensión	Covariables incluidas
Institucional	Zona de ubicación de la sede (urbana/rural); naturaleza del establecimiento (oficial/no oficial); proporción de estudiantes hombres y mujeres; distribución por grados (3°, 5°, 7° y 9°).
Socioeconómica	Proporción de estudiantes con acceso a Internet, transporte motorizado, computador en casa, conexión doméstica a Internet, automóvil en el hogar y dispositivos de videojuegos; proporciones por niveles socioeconómicos (NSE 1 a NSE 4).
Demográfica	Distribución porcentual de estudiantes por edad en cada grado evaluado (3°, 5° y 9°).
Cultural / Étnica	Proporciones de estudiantes que se identifican como indígenas, afrodescendientes, gitanos, o que no declaran pertenencia cultural o étnica.

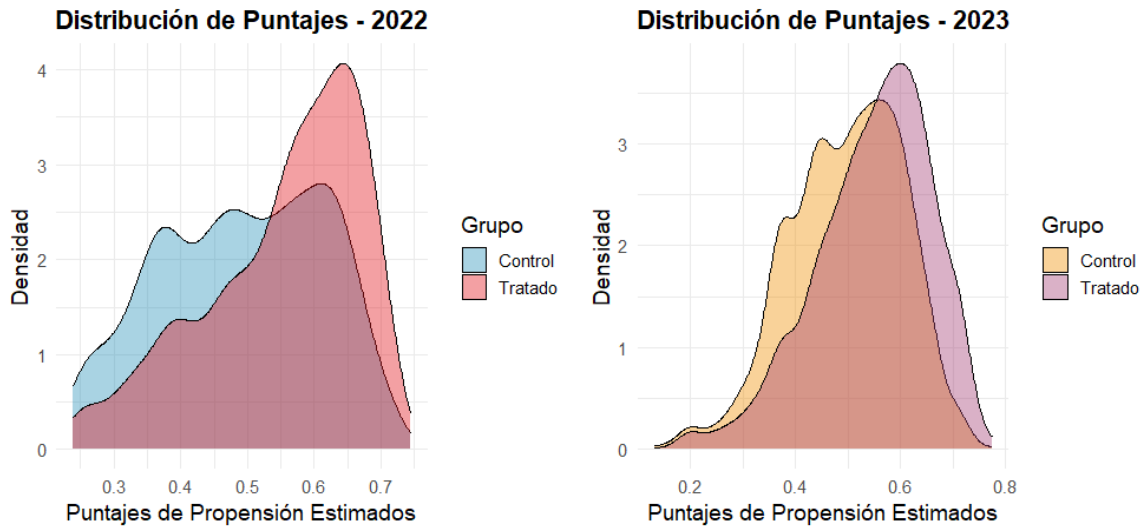
Nota: La tabla presenta la clasificación y descripción de las covariables empleadas en el proceso de emparejamiento, todas agregadas a nivel de establecimiento–sede–grado. Elaboración propia a partir de las variables construidas en el procesamiento de datos.

Anexo 3: Comparación de métodos de emparejamiento según escenarios y número de variables (2022–2023)

Escenario	N.º Variables	PSM 2022	IPTW 2022	CEM 2022	PSM 2023	IPTW 2023	CEM 2023
Establecimientos	5	0.628	0.208	0.010	0.668	0.060	0.011
Establecimientos	6	0.538	0.207	0.008	0.636	0.048	0.014
Establecimientos	7	0.468	0.275	0.004	0.657	0.058	0.013
Establecimientos	8	0.420	0.234	0.004	0.656	0.075	0.015
Establecimientos	9	0.406	2.399	0.004	0.620	0.095	0.019
Establecimientos	10	0.345	2.199	0.004	0.649	0.082	0.011
Establecimientos – Sedes	5	0.412	0.04	0.007	0.579	0.009	0.015
Establecimientos – Sedes	6	0.372	0.194	0.004	0.475	0.011	0.014
Establecimientos – Sedes	7	0.354	0.099	0.002	0.442	0.012	0.007
Establecimientos – Sedes	8	0.295	0.140	0.002	0.440	0.012	0.005
Establecimientos – Sedes	9	0.309	0.097	0.002	0.423	0.011	0.005
Establecimientos – Sedes	10	0.313	0.071	0.002	0.371	0.011	0.003
Establecimientos – Sedes – Grados	5	0.371	0.002	0.002	0.281	0.005	0.001
Establecimientos – Sedes – Grados	6	0.414	0.010	0.001	0.343	0.020	0.001
Establecimientos – Sedes – Grados	7	0.384	0.009	0.002	0.400	0.024	0.002
Establecimientos – Sedes – Grados	8	0.361	0.009	0.002	0.408	0.025	0.002
Establecimientos – Sedes – Grados	9	0.358	0.010	0.002	0.426	0.018	0.001
Establecimientos – Sedes – Grados	10	0.348	0.007	0.002	0.408	0.016	0.001

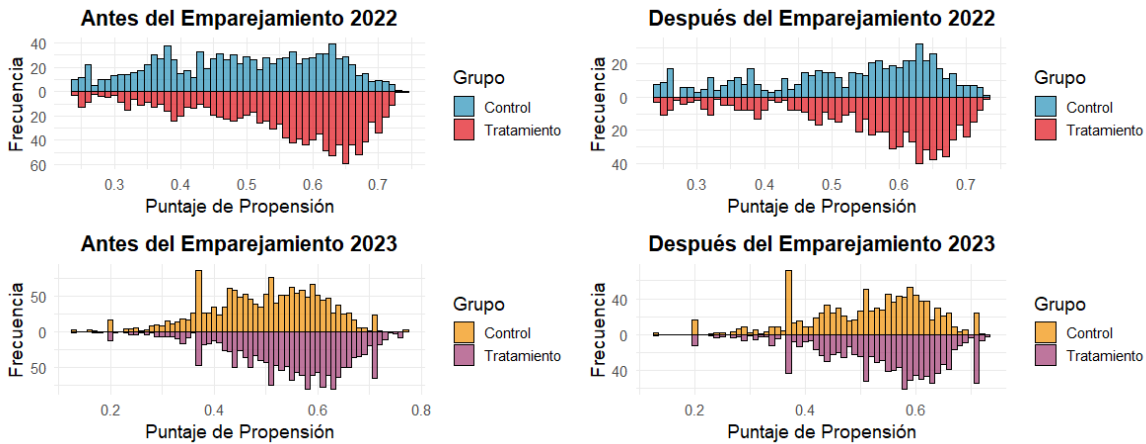
Nota: La tabla presenta el promedio de las diferencias estandarizadas de medias (SMD) para cada método de emparejamiento bajo distintos escenarios y números de covariables. Valores más cercanos a cero indican mejor equilibrio entre los grupos de tratamiento y control. En todos los casos, el método CEM muestra el mejor desempeño, logrando SMD prácticamente nulos incluso cuando aumenta el número de covariables y el nivel de desagregación de la base.

Anexo 4: Distribución del puntaje de propensión para los grupos de tratamiento y control (2022–2023)



Nota: Elaboración propia a partir de los puntajes de propensión estimados antes del emparejamiento CEM para los años 2022 y 2023.

Anexo 5: Distribución del Puntaje de Propensión Antes y Después del Emparejamiento (2022–2023)



Nota: Las figuras presentan la distribución del puntaje de propensión para los grupos de tratamiento y control antes y después del emparejamiento CEM en los años 2022 y 2023. Elaboración propia a partir de datos oficiales del ICFES.

Anexo 6: Estadísticas descriptivas del grupo de tratamiento y control (2022)

Característica	Total (N = 1,296)	Control (0) (N = 592)	Tratamiento (1) (N = 704)
----------------	-------------------	-----------------------	---------------------------

Total estudiantes	75,047	34,448	40,599
Total hombres	38,965	17,951	21,014
Total mujeres	36,075	16,493	19,582
Región Caribe	280 (22%)	280 (47%)	0 (0%)
Región Centro Oriente	279 (22%)	81 (14%)	198 (28%)
Región Centro Sur	178 (14%)	60 (10%)	118 (17%)
Región Eje Cafetero–Antioquia	213 (16%)	15 (2.5%)	198 (28%)
Región Llano	171 (13%)	143 (24%)	28 (4%)
Región Pacífico	175 (14%)	13 (2.2%)	162 (23%)
Ubicación rural (R)	557 (43%)	275 (46%)	282 (40%)
Ubicación urbana (U)	739 (57%)	317 (54%)	422 (60%)
Naturaleza privada	243 (19%)	96 (16%)	147 (21%)
Naturaleza pública	1,053 (81%)	496 (84%)	557 (79%)

Nota: Elaboración propia a partir de la base final emparejada con CEM para el año 2022. Los valores corresponden a frecuencias absolutas y porcentajes calculados sobre las instituciones retenidas dentro del soporte común.

Anexo 7: Estadísticas descriptivas del grupo de tratamiento y control (2023)

Característica	Total (N = 2,135)	Control (N = 1,001)	Tratamiento (N = 1,134)
Total estudiantes	88,586	42,840	45,746
Total hombres	45,267	21,778	23,489
Total mujeres	43,319	21,062	22,257
Región Caribe	448 (21%)	448 (45%)	0 (0%)
Región Centro Oriente	453 (21%)	175 (17%)	278 (25%)
Región Centro Sur	318 (15%)	106 (11%)	212 (19%)
Región Eje Cafetero–Antioquia	349 (16%)	16 (1.6%)	333 (29%)



Región Llano	298 (14%)	227 (23%)	71 (6.3%)
Región Pacífico	269 (13%)	29 (2.9%)	240 (21%)
Ubicación rural (R)	1,083 (51%)	530 (53%)	553 (49%)
Ubicación urbana (U)	1,052 (49%)	471 (47%)	581 (51%)
Naturaleza privada	358 (17%)	154 (15%)	204 (18%)
Naturaleza pública	1,777 (83%)	847 (85%)	930 (82%)

Nota: Elaboración propia a partir de la base final emparejada con CEM para el año 2023. Los valores corresponden a frecuencias absolutas y porcentajes calculados sobre las instituciones retenidas dentro del soporte común.