

Notas de Investigación

Impacto del Cambio Climático
en el Aprendizaje de
Adolescentes del Caribe
colombiano según Examen
Saber 11°

Investigadores (as) del proyecto

Jenny Denisse Ortega Mercado
Jorge Armando Osorio Martínez
Luisa Fernanda Cabrales Burgos
Diego Andrés Carvajal Hernández

Asesor Icfes:

Fabián Camilo Gaitán
Iván Camilo Velázquez

Abril 2026





Impacto del Cambio Climático en el Aprendizaje de Adolescentes del Caribe colombiano según Examen Saber 11

Jenny Denisse Ortega Mercado ¹

Jorge Armando Osorio Martínez ²

Luisa Fernanda Cabrales Burgos ³

Diego Andrés Carvajal Hernández⁴

Resumen

La investigación analizó la incidencia de las condiciones climáticas extremas en el desempeño escolar de acuerdo con los resultados del Examen Saber 11° de adolescentes en escuelas de zonas urbanas del Caribe colombiano entre 2010 y 2024. Una metodología observacional y cuantitativa con corte transversal para el periodo de estudio y longitudinal por establecimiento (2010–2024). La información fue obtenida del ICFES, IDEAM y NASA Power. Algoritmos de k-medias en combinación con un diseño cuasiexperimental y el método Coincidencia exacta simplificada fueron empleados para establecer los grupos a analizar y el emparejamiento de instituciones en diversos entornos climáticos, incluyendo covariables que fueron seleccionadas con regresión Mínima Contracción y Selección Automática de Operadores. Los resultados mostraron que los grupos control (colegios con clima fresco y húmedo) y tratamiento (colegios con clima cálido y seco) lo conforman 94 y 234 establecimientos, respectivamente. Al estimar el efecto del tratamiento a lo largo del periodo de estudio, se evidenció que el tratamiento no tiene efecto sostenido sobre el desempeño académico de los estudiantes de instituciones urbanas del Caribe colombiano en el Examen Saber 11°. Sin embargo, en algunos años específicos se observaron diferencias significativas, lo que indica que bajo ciertas condiciones el tratamiento pudo influir en el rendimiento de los estudiantes.

Palabras claves: Educación; clima; geografía crítica; métodos de emparejamientos; rendimiento académico.

¹ Environment & Technology Foundation, jennisseortega2024@gmail.com.

² Environment & Technology Foundation, josmartbio@gmail.com.

³ Environment & Technology Foundation, fernandacabrales37@gmail.com

⁴ Environment & Technology Foundation, diegoandres2015k@gmail.com



Contenido

1.	Introducción.....	3
2.	Contexto del estudio	4
3.	Fundamentos teóricos / (Revisión literaria, estado del arte y marco teórico)	6
3.1	Revisión de literatura: fundamentos conceptuales	6
3.2	Estado del arte: evidencia internacional y nacional	8
3.3	Marco teórico: Modelos explicativos clima y aprendizaje.....	11
4.	Metodología.....	15
5.	Presentación de Resultados.....	22
6.	Conclusiones y discusiones	28
7.	Reflexiones finales.....	29
8.	Referencias	30
9.	Anexos	41
10.	Anexos - Diagnóstico del Modelo.....	47
11.	Anexos – Ejercicios de Robustez	52
12.	Anexos – Método 2	59



1. Introducción

En contextos marcados por desigualdades sociales y educativas, como el Caribe colombiano, los adolescentes enfrentan grandes desafíos, destacando las brechas estructurales del sistema educativo y los impactos de una crisis climáticas cada vez más evidente. La variabilidad climática y el cambio climático, manifestados en olas de calor, lluvias extremas y humedad elevada, deterioran la infraestructura escolar, afectan la salud y servicios básicos (United Nations International Children's Fund - UNICEF, 2024; UNICEF, 2025; Carvajal, 2011). En 2024, UNICEF registró que fenómenos climáticos como sequías, olas de calor, tormentas, ciclones e inundaciones afectaron la educación de más de 200 millones de estudiantes de 85 países, agravando la crisis de aprendizaje que ya existía (UNICEF, 2025).

La literatura internacional coincide al afirmar que, al estar expuesto a temperaturas extremas, se afecta de manera importante el desempeño académico (Carlson & Shepardson, 2024; Srivastava, Trinh & Zhang, 2025; Zivin, Song, Tang, y Zhang, P, 2020; y Hume, 2024). A nivel nacional los estudios indican que, al estar sometido a olas de calor una semana antes de la presentación al Examen Saber 11°, la calificación disminuye, principalmente en los jóvenes más vulnerables (Hoffman, Pulido y Vera-Cossio, 2023; Bos, Contreras & Schwartz, 2024). En la región Caribe, un estudio desarrollado en el municipio de Puerto Colombia (Atlántico) demostró las diferentes vulnerabilidades que se presentan en los niños, niñas y adolescentes frente a eventos climáticos, indicando que no solo estos repercuten en el bienestar físico sino también en el proceso educativo (Escorcia, 2023)

Pese a estos avances, la literatura consultada para el estudio en bases indexadas y repositorios aún revela un vacío de investigaciones nacionales que, a partir de series temporales superiores a diez años e integrando múltiples variables climáticas, permitan evaluar si los eventos climáticos inciden el aprendizaje de los estudiantes, evidenciado a través de los resultados del Examen Saber 11°.

De acuerdo con lo antes expuesto, se formuló la siguiente pregunta: ¿Cuál es la relación entre las condiciones climáticas extremas y el desempeño académico de los estudiantes en zonas urbanas del Caribe colombiano, según los resultados del Examen Saber 11° en el periodo 2010 a 2024? Para dar respuesta a la misma se definió el siguiente objetivo general:

Analizar la incidencia de las condiciones climáticas extremas sobre el desempeño académico de adolescentes en instituciones educativas en áreas urbanas del Caribe colombiano, con base en los resultados del Examen Saber 11° en el periodo 2010 a 2024⁴.

En el mismo sentido, el estudio tiene un enfoque cuantitativo de tipo observacional, con un diseño longitudinal retrospectivo⁵ (2010 a 2024). La información se obtendrá de fuentes oficiales, como el sitio web del Instituto Colombiano de Evaluación Educativa (ICFES) y de las plataformas del Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) y NASA Power. Además, se utilizará un enfoque cuasi experimental mediante técnicas de emparejamiento estadístico, como Coincidencia Simplificada (CEM), Propensity Score Matching (PSM) y Arian, van de Vijver & Yagmur (2018), para reducir el sesgo de autoselección, lo que permite realizar una comparación de los resultados del Examen Saber 11° en los establecimientos de la región Caribe a lo largo del tiempo entre estudiantes expuestos a diferentes condiciones climáticas.

Bajo este contexto, el desarrollo de esta investigación además de representar un aporte significativo y novedoso al campo de la educación en sus diferentes niveles, abre una nueva línea de estudio en Colombia que conecta la educación, el cambio climático y la justicia territorial, con especial atención en las regiones vulnerables, aportando métodos útiles e información sólida que sirve para la formulación de estrategias y políticas educativas capaces de adaptarse a los fenómenos climáticos en la región Caribe del país.

2. Contexto del estudio

La investigación se centra en los departamentos que conforman la región Caribe de Colombia, Córdoba, Sucre, Bolívar, Atlántico, Magdalena, Cesar y Guajira. Estos territorios además de compartir patrones térmicos similares, presentan niveles de desigualdad socioeconómica parecidas, lo que los hace más vulnerable a los impactos de fenómenos climáticos extremos y, en consecuencia, a mayores afectaciones en los entornos escolares y en el desempeño académico (Bárcena, Samaniego, Peres & Alatorre, 2020; Vargas, Arias & Durán, 2023; Tirado, Gallego, Zuluaga, Roa, Silva, Sarmiento & De la Hoz, 2025).

⁴ Para el desarrollo del objetivo general se definió una serie de objetivos específicos, señalando la Caracterización de las condiciones climáticas en las zonas urbanas de los departamentos del Caribe colombiano, la identificación las tendencias, variaciones y diferencias en el desempeño académico de estudiantes en el Examen Saber 11° y por último el establecimiento de relaciones estadísticas entre variables climáticas y el rendimiento académico, considerando factores de control socioeconómicos e institucionales

⁵ Puede entenderse un enfoque cuantitativo de tipo explicativo, con un diseño longitudinal retrospectivo, como una metodología que busca estudiar registros de información ya existente, además de explicar las relaciones presentes entre diferentes variables inmersa en un estudio.

El Programa de Naciones Unidas para el Medio Ambiente (PNUMA, 2021) sostiene que cada territorio es impactado por los eventos climáticos extremos de manera distinta, pues esto varía de acuerdo a su condición geográfica, capacidad de adaptación y nivel de desarrollo. En consecuencia, esta región por su ubicación geográfica, la influencia del océano Atlántico y su condición de corredor natural de ciclones tropicales, se constituye en uno de los territorios con mayor vulnerabilidad climática del país (Ortiz, 2012; IDEAM-UNAL, 2018; Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastre - UNGRD, 2025).

En los últimos años, fenómenos como olas de calor extremo, lluvias intensas, inundaciones y sequías han impactado fuertemente a los principales departamentos del Caribe. Ver tabla 1.

Tabla 1. Eventos climáticos en los departamentos de la región Caribe

Ciudad/Departamento	Evento climático	Variación / Valor reportado	Fuente
Sucre, Córdoba, Magdalena, N. de Bolívar, N. de La Guajira	Precipitación	Disminución del 40–50%	INS & IDEAM (2025)
Centro y sur del Caribe	Precipitación	Lluvias superiores a lo habitual	INS & IDEAM (2025)
Atlántico	Temperatura / Sensación térmica	Superó umbrales de confort térmico	C.R.A. (2024); IDEAM (2024)
Sucre, N. Córdoba, Cesar, Bolívar	Precipitación	Disminución entre 10–20%	MADR – Agronet (2024)
Península de La Guajira	Precipitación	Aumento superior al 10%	MADR – Agronet (2024)
Santa Marta	Índice de calor	32–38 °C (precaución extrema) y 39–51 °C (peligrosa), en más de la mitad de los días (mayo–junio)	Pérez, Wilches & Álvarez (2023)

Fuente: Elaboración propia

Como resultado, las poblaciones con más afectaciones fueron las históricamente vulneradas por carecer de apoyo institucional e infraestructura (IDEAM, 2024; Ministerio de Salud y Protección Social, 2023). El conjunto de factores asociados a la falta de recursos económicos y tecnológicos, así como la carencia de instituciones con poca capacidad de respuesta para enfrentar situaciones adversas generadas por el clima, terminan agravando la situación y afectando no solo la salud humana, la economía, la agricultura, y de manera particular, la educación (UNICEF, 2024; UNICEF, 2025; UNICEF, s.f.; Tirado et al., 2022; Park, Behrer y Goodman 2021).

Como parte de su política educativa de gestión del riesgo (GIRE), Colombia sugiere estrategias que incorpora la gestión del riesgo en la planificación institucional, garantizando una infraestructura segura, capacitando a los docentes y fomentando una cultura de prevención en los alumnos



(Ministerio de Educación – MINEDUCACIÓN, 2025). Sin embargo, el sistema educativo nacional enfrenta problemas estructurales de cobertura, calidad y equidad, que se acentúan en la región Caribe debido a condiciones socioeconómicas desiguales y limitaciones en infraestructura escolar (PNUD, 2021). Para Escorcía (2023) estas limitaciones hacen que las instituciones educativas tengan menor capacidad de adaptación frente a los impactos del cambio climático, lo que resulta en interrupciones de clases, menor asistencia y reducción del bienestar estudiantil, llevando a afectar el rendimiento académico de los estudiantes.

Por consiguiente, el Examen Saber 11°, aplicado de manera censal a los estudiantes que culminan la educación media (ICFES, 2023), constituye una herramienta clave para comprender las dinámicas de aprendizaje en contextos diferenciados, dado que el examen, además de evaluar las competencias básicas, ofrece información sobre las condiciones socioeconómicas de esta población. Según el Ministerio de Educación Nacional - MEN, (s.f.) se entiende por competencias básicas, un saber hacer flexible y aplicable en distintos contextos.

En consecuencia, su importancia de integrar variables socioeconómicas y educativas que permitan identificar la influencia de factores contextuales sobre el rendimiento de los estudiantes.

3. Fundamentos teóricos / (Revisión literaria, estado del arte y marco teórico)

Con el propósito de comprender la compleja relación entre clima, territorio y educación en el Caribe colombiano, se ha construido la presente sección que aborda la literatura académica, el estado del arte enfocado en adolescentes y el marco teórico.

Desde una mirada crítica y multidisciplinaria, que articula la teoría del desarrollo cognitivo, la geografía crítica y la ecología política urbana, se examina cómo los eventos climáticos extremos impactan en los procesos de enseñanza y aprendizaje de manera desproporcionada en entornos escolares de la región.

3.1 Revisión de literatura: fundamentos conceptuales

Hablar de cambio climático hoy no es solo referirse al fenómeno ambiental; es reconocer una transformación profunda del sistema climático global que está teniendo efectos muy visibles, especialmente en las regiones vulnerables a los efectos de la variabilidad y el cambio climático, entendiéndose la primera como esas fluctuaciones naturales del clima en periodos cortos o medios de carácter no sostenido y el segundo como, esas transformaciones que a lo largo del tiempo se mantienen (Carvajal, 2011). Este evento representa la alteración de los patrones climáticos promedio tanto a nivel mundial como regional, lo que agrava fenómenos

extremos como sequías, lluvias prolongadas o las olas de calor, configurando una emergencia climática (Intergovernmental Panel on Climate Change - IPCC, 2021a; IPCC, 2021b, Arias, 2022). Los sectores productivos, los ecosistemas y el bienestar de las personas son afectados directamente por estos sucesos (IPCC, 2023; Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, 2024).

Según Hurtado (2013), las olas de calor constituyen la consecuencia más inquietante del cambio climático. Este fenómeno ocurre cuando, durante varios días seguidos se mantiene la temperatura máxima por encima de ciertos límites críticos determinados, generando estrés térmico que compromete la salud humana, pues exige al organismo un gran esfuerzo adaptativo; en ese contexto, la Organización Panamericana de la Salud (OPS), señala que este ocurre cuando los mecanismos de termorregulación son incapaces de mantener la temperatura corporal dentro de su rango fisiológico (36-37.2°C), debido a la interacción con condiciones ambientales, físicas y de vestimenta de cada individuo (OPS, 2021). En la adolescencia, estas alteraciones pueden comprometer la atención, la memoria y la capacidad de procesamiento cognitivo (Zivin et al, 2020; Thompson, Ferrie, Pearson, Highlands & Matthews, 2024). Incrementos de 1.33°C – 1.67°C en la temperatura central del cuerpo se han asociado a disminuciones de rendimiento cognitivo (Hancock y Vasmatazidis, 2003) y el estudio de Simmons, Saxby, McGlone & Jones (2008), evidenció que índices de estrés térmico (WBGT - Wet Bulb Globe Temperature) de 30–33°C reducen la precisión y aumentan el tiempo de reacción.

La adolescencia, etapa central para este estudio, es un periodo donde el entorno escolar influye de manera significativa en la construcción de futuro de los estudiantes (Steinberg, 2014). Según la Organización Mundial de la Salud - OMS (s.f.), es una fase que se caracteriza por presentar grandes cambios en los ámbitos físico, emocional y social que contribuyen a la formación de la identidad y al desarrollo de habilidades cognitivas. Por lo tanto, durante este periodo, el aprendizaje se vuelve especialmente importante, por ser un proceso complejo que implica no solo la adquisición de conocimiento, sino también habilidades y actitudes que se desarrollan a través de la interacción entre factores internos y externos (Illeris, 2018; Guzmán, 2021). La temperatura, la humedad relativa y la velocidad del viento y la precipitación, son algunos de los elementos ambientales que pueden tener un impacto en el aprendizaje, influyendo en las funciones cognitivas y psicoperceptivas de los estudiantes en el aula, al verse alterados los mecanismos fisiológicos producto del estrés térmico y la deshidratación (IDEAM, 2024; Zivin et al., 2020; Thompson et al., 2024).

Una vez definido estos conceptos relevantes, es necesario examinar como la evidencia empírica ha abordado la relación entre clima y aprendizaje, a nivel internacional, como nacional.

3.2 Estado del arte: evidencia internacional y nacional

La relación entre el aprendizaje y la variabilidad climática ha sido documentada por la literatura científica, que demuestra cómo la exposición a fenómenos climáticos extremos afecta tanto el rendimiento académico como la permanencia en las instituciones educativas, principalmente cuando los mecanismos de mitigación son mínimos.

En los Estados Unidos, el estudio ha demostrado que el calor es perjudicial para el aprendizaje de adolescentes en secundaria (14 a 18 años) y que el acceso a sistemas de climatización escolar puede contrarrestar casi por completo este efecto (Goodman, Hurwitz, Park & Smith, 2019; Park, Goodman, Hurwitz & Smith, 2020). Resultados similares se registraron en China, donde el aumento de la temperatura estuvo asociado con menores puntajes en pruebas nacionales y menores posibilidades de acceder a una universidad acreditada (Zivin et al., 2020). De igual forma, estudios realizados en Chile mostraron que las temperaturas extremas, altas como bajas, incidieron negativamente en el rendimiento académico. Al disminuir en forma de una “U” invertida los resultados de la Prueba de Selección Universitaria (PSU). Aunque sugiere que, si se implementan medidas de mitigación, como ventilación adecuada, climatización, entre otras, es posible tener éxito en mantener el rendimiento de los estudiantes en condiciones climáticas adversas (Hume, 2024).

Además, estudios realizados en Brasil y Pakistán reportaron que tanto olas de calor como inundaciones causaron que los adolescentes abandonaran la escuela; este fenómeno tuvo un impacto más marcado en las escuelas públicas, mostrando una mayor vulnerabilidad en contextos de baja capacidad adaptativa (Costa & Goldemberg, 2025; Ahmed, Barkat, Ahmed, Tahir, & Nasir, 2022).

En Colombia, los resultados de las investigaciones también confirman que, al estar bajo condiciones de calor extremo, el desempeño de los estudiantes se reduce, especialmente si la exposición se realiza durante la semana previa al examen Saber 11°, principalmente en estudiantes de bajos recursos (Yáñez, Johnson & Acevedo, 2023). Además, Estudios como los de Valencia (2020) reportan que, después de eventos climáticos muy severos, como los choques de La Niña en 2010, los puntajes de dichos exámenes también disminuyeron, debido a la destrucción de las infraestructuras educativas, afectando más a los estudiantes de zonas rurales, a estudiantes mujeres y estudiantes

provenientes de familias en situación de pobreza, lo que pone en evidencia la vulnerabilidad estructural del sistema educativo colombiano frente a los efectos del cambio climático. Con el fin de ofrecer una visión comparativa clara de la evidencia empírica consultada, la Tabla 2 presenta una información organizada con la información más relevante.

Tabla 2. Resumen de estudios sobre clima y rendimiento u abandono escolar

País	Población / evaluación	Métrica térmica o choque	Resultado	Mitigación / condición	Variable dependiente (cómo se midió el aprendizaje)	Referencia
EE. UU. (PSAT)	Secundaria; > 10 millones de exámenes	Días escolares más calurosos acumulados	−0.002 DE por día; −0.02 DE por +10 días; mayores efectos en población negra e hispana	La climatización escolar compensa gran parte del efecto	Puntajes del PSAT. El aprendizaje se operacionaliza mediante el <i>score</i> obtenido por cada estudiante en el examen estandarizado; se compara el puntaje del mismo estudiante en diferentes años controlando exposición térmica (modelo con <i>student fixed effects</i>).	Goodman et al. (2019); Park et al. (2020)
China (NCEE)	Media superior; examen de alto impacto	Incremento de temperatura $\approx +1$ DE durante evaluación	−1.12 % en puntaje; −2 % en probabilidad de acceso a universidad acreditada	Efectos mayores en escuelas con menor infraestructura térmica; la falta de climatización aumenta la vulnerabilidad	Puntaje del Examen Nacional de Ingreso a la Educación Superior (NCEE). El aprendizaje se mide mediante el puntaje numérico del examen de alto impacto, comparando variaciones interanuales y condiciones climáticas específicas durante la prueba.	Zivin et al. (2020)
Chile (PSU)	Ingreso universitario	Alta/baja temperatura (curva en U invertida)	Peor desempeño fuera de 15–24 °C	Ventilación o AC mejora el desempeño	Puntaje PSU. El aprendizaje se operacionaliza mediante el puntaje estandarizado obtenido en la Prueba de Selección Universitaria, analizando su sensibilidad a la temperatura ambiental el día de la prueba.	Hume (2024)

Brasil (nacional)	Secundaria (públicas vs. privadas)	Días extremadamente calurosos acumulados	Mayor deserción en escuelas públicas respecto a privadas	Brechas estructurales de infraestructura	Tasa de deserción escolar. Para rendimiento/abandono, la variable dependiente es el abandono escolar anual registrado administrativamente; el aprendizaje no se mide mediante pruebas, sino por continuidad educativa.	Costa & Goldemberg (2025)
Pakistán (nacional)	5–16 años	Inundaciones 2010 (choque extremo)	+16 a +39 por 1000 abandono vs. distritos no afectados	Reconstrucción lenta e interrupciones educativas	Tasa de abandono escolar. El aprendizaje no se evalúa por desempeño académico sino por permanencia escolar. La variable depende del registro de matrícula antes/después del desastre.	Ahmed et al. (2022)
Colombia (Saber 11°)	Grado 11; semana previa y día del examen	Calor extremo previo al examen	Reducción de puntajes; mayor impacto en bajos recursos	Exposición térmica y vulnerabilidad socioeconómica	Puntaje Saber 11. El aprendizaje se mide mediante el puntaje estandarizado reportado por el ICFES; se estiman efectos de la temperatura previa al día del examen sobre la variación del puntaje.	Yáñez, Johnson & Acevedo (2023)
Colombia (La Niña 2010)	Grado 11; choques severos	Desastre hidrometeorológico y daño escolar	−0.06 a −0.13 en z- score del desempeño (según cohorte y variable)	Impacto mayor en rurales, mujeres y hogares pobres	Desempeño escolar (Saber 11), medido en z-scores. El aprendizaje se operacionaliza mediante la estandarización de los puntajes obtenidos en Saber 11, vinculados geográficamente con daños por La Niña.	Valencia (2020)

Nota. DE= Desviación estándar; PSU= Prueba de selección Universitaria; PSAT= Preliminary SAT; Saber 11°= Examen de acceso a educación superior en Colombia. Fuente: Elaboración propia.

A pesar de la disponibilidad de varias fuentes internacionales, la evidencia en Colombia continúa siendo limitada. Lo que justifica la relevancia de estudios regionales que relacionen de forma directa las condiciones climáticas con el rendimiento académico a través de resultados obtenidos del Examen Saber 11°.



Sobre esta base, el presente trabajo se centra en estudiantes de grado 11 del Caribe colombiano, incorporando diferentes variables climáticas (calor, lluvias, humedad relativa, sensación térmica y velocidad del viento) y un periodo extenso de 14 años, incluyendo el periodo de la pandemia donde hubo un comportamiento atípico en cuanto a la aplicación de la prueba, aportando un análisis comparativo y sistémico. Lo que justifica la pertinencia del estudio que se plantea.

3.3 Marco teórico: Modelos explicativos clima y aprendizaje

El presente marco integra cuatro ejes complementarios; primero se enfoca en la teoría del desarrollo; el segundo hace referencia al desarrollo cognitivo en adolescentes de grado 11, el tercero trata de los mecanismos diferenciales en adolescentes grado 11 y el cuarto, en la geografía crítica y la ecología política urbana.

Teoría del desarrollo cognitivo

Para comprender las diferencias cualitativas entre el pensamiento infantil y el pensamiento adolescente, Jean Piaget, en su teoría del desarrollo cognitivo proporciona un marco explicativo fundamental, donde señala que durante la adolescencia, los jóvenes alcanzan el nivel de las operaciones formales, lo que les posibilita superar el pensamiento concreto propio de la infancia y desarrollar un razonamiento hipotético, abstracto y deductivo, permitiéndoles formular hipótesis, manipular muchas variables en forma simultánea y anticipar escenarios posibles (Inhelder & Piaget, 1958). De esta manera, el pensamiento formal otorga a los adolescentes la facultad de reflexionar críticamente sobre fenómenos sociales, naturales y culturales, y no solo sobre objetos tangibles (Inhelder & Piaget, 1958). Este planteamiento es fundamental para la investigación educativa, ya que expone las razones por las cuales los adolescentes afrontan con más intensidad los desafíos que presentan los entornos escolares actuales. Durante el desarrollo de funciones cognitivas superiores tales como la memoria de trabajo, la planificación y el control inhibitorio, los adolescentes se encuentran en una etapa especialmente sensible a factores ambientales y emocionales, como calor extremo o estrés que pueden potenciar o limitar su desempeño académico.

Desarrollo cognitivo en adolescentes de grado 11

La población adolescente en la región Caribe colombiana, especialmente los estudiantes que presentan el Examen Saber 11°, enfrentan una etapa importante para su trayectoria académica y



social, ya que este examen define en gran parte el acceso a la educación superior (ICFES, 2020). Por tal razón, suelen experimentar mayor presión académica y emocional (Peralta, 2025), debido a los cambios naturales que enfrentan de su desarrollo neurocognitivo y que van adquiriendo poco a poco gracias a un proceso progresivo de maduración neurológica y de interacción con el medio social y escolar (Inhelder & Piaget, 1958; Vygotsky, Cole & Luria, 1996). Simultáneamente, el cerebro conserva una alta plasticidad neuronal, por lo que incrementa su sensibilidad a factores de estrés externos como el calor extremo, que actúa como estresor fisiológico que exige termorregulación corporal, de allí que el analizar esta etapa es importante para conocer las características propias del aprendizaje de los adolescentes, quienes enfrentan mayores exigencias académicas, como las pruebas estandarizadas, que requieren habilidades de análisis y resolución de problemas (Bloom, 1956; Anderson & Krathwohl, 2001; Steinberg, 2014; Casey, Heller, Gee & Cohen, 2019)

Mecanismos diferenciales en adolescentes Grado 11

Durante la adolescencia se presentan diferentes cambios que influyen de manera significativa en cómo pensamos y reaccionamos; entre los mecanismos diferenciales en esta etapa se encuentran: El desarrollo del cerebro (neuro-cognición), el sueño y la forma en que se maneja el estrés propio de esta fase.

Existen diversos estudios como los realizados por Casey, Jones & Hare, (2008) y Luna, Marek, Larsen, Tervo-Clemmens & Chahal (2015) donde señalan que en la adolescencia intermedia el cerebro aún se encuentra en maduración, especialmente los circuitos fronto-estriales responsables de funciones como la memoria de trabajo, la inhibición y monitoreo. Al mismo tiempo, el sistema de recompensa del cerebro, impulsado por la dopamina, reacciona con mayor intensidad a situaciones de incentivos o presión social. En términos generales esta inmadurez del control ejecutivo hace que los adolescentes sean más sensibles al estrés y a la complejidad cognitiva, aspecto importante para entender su desempeño en pruebas de alta exigencia.

Igualmente, en esta etapa se da una especie de “tormenta perfecta” que afecta el sueño, es decir que el reloj biológico interno se retrasa de forma natural, haciendo que tengan sueño más tarde (retraso circadiano endógeno). Además,

la necesidad de dormir sigue siendo alta (presión homeostática), pero los horarios escolares obligan a madrugar, provocando que duerman menos horas durante los días de clase (Carskadon, 2011; Crowley, Acebo, & Carskadon, 2007; Crowley, Wolfson, Tarokh & Carskadon, 2018).

Dormir solo cinco horas por varias noches disminuye la atención sostenida y el funcionamiento ejecutivo, efectos que no se compensan plenamente con “sueño de recuperación” de fin de semana (Lo, Ong, Leong, Gooley & Chee, 2016). Además, las temperaturas nocturnas más altas disminuyen la calidad del sueño, agravando la falta de sueño previa a evaluaciones matutinas (Obradovich, Migliorini, Mednick & Fowler, 2017). En resumen, el retraso circadiano más el calor nocturno reduce la atención y la eficiencia del control ejecutivo el día del examen.

Las pruebas de alto impacto (high-stakes, como los exámenes que definen el paso a la universidad) generan una amenaza evaluativa que eleva el estrés agudo, deteriorando la memoria de trabajo, la flexibilidad y la inhibición, funciones críticas para rendir en pruebas estandarizadas (Shields, Sazma & Yonelinas, 2016). La ansiedad ante los exámenes también mantiene una relación negativa consistente con el desempeño académico según 30 años de estudio (von der, Jester, Roy & Post, 2018).

Debido a que en grado 11 coexisten la inmadurez relativa del control prefrontal, la falta de sueño y la alta presión por los resultados, el rendimiento escolar se vuelve más susceptible a estresores externos como el calor ambiental. La evidencia cuasiexperimental demuestra que más días calurosos durante el año escolar reducen el aprendizaje, aunque la climatización escolar atenúa parcialmente el impacto (Goodman, 2019; Park et al., 2020).

En los adolescentes, la incomodidad y el estrés térmico impactan primero las habilidades de razonamiento y planificación, antes que los procesos básicos, como los tiempos de reacción simples (Gaoua, Grantham, Racinais, & El Massioui 2012; Taylor, Watkins, Marshall, Dascombe & Foster, 2016).

Si la exposición al calor se combina con déficit de sueño y presión evaluativa, se produce un “cuello de botella” en el control ejecutivo: menor capacidad de actualizar y mantener información relevante, mayor distracción y sesgos intencionales, con caídas desproporcionadas en ciencias, matemáticas y lectura de textos extensos. Este efecto es más fuerte en estudiantes de grado 11 que en los de

primaria (3° y 5°) por la mayor carga ejecutiva del Examen de 11° y porque el sueño y los ritmos biológicos propios de la adolescencia ya son más vulnerables a la falta de descanso y al estrés.

Geografía crítica y ecología política urbana

La geografía crítica y la ecología política Urbana realizan un aporte significativo al análisis educativo al considerar la desigualdad socioeconómica como una problemática global que, en conjunto con los fenómenos atmosféricos y los cambios territoriales, hace más visibles las brechas existentes entre las distintas realidades sociales. Mediante las herramientas que ofrecen la geografía crítica y la ecología política urbana, se puede entender cómo la relación entre desigualdad socioespacial y la variabilidad climática van moldeando las experiencias y capacidades de respuesta de las poblaciones (Harvey, 1996; Castree, 2001). Por lo tanto, se entiende que no todas las escuelas se ven afectadas de la misma manera por parte de los eventos climáticos extremos, sino que responden a patrones estructurales de desigualdad social y fragmentación urbana, afectando con mayor intensidad a aquellas escuelas que se encuentran en estado de mayor deterioro. Esto explica por qué algunas escuelas públicas de la costa Caribe colombiana, con servicios básicos limitados, carentes de áreas verdes, con infraestructura deficiente, y ubicadas en zonas periféricas o dentro de sectores vulnerables con entornos precarios, experimentan mayor dificultad ante los eventos climáticos extremos, situación que lleva a no garantizar una educación de calidad.

De acuerdo con Lumos (2024) las escuelas que están ubicadas en sectores apartados y marginados, están expuestas a múltiples riesgos; otras investigaciones como las de Swyngedouw (2004); Swyngedouw (2009); Heynen, Kaika & Swyngedouw (2006) y Anguelovski & Connolly (2021) argumentan, desde la ecología política urbana y la justicia ambiental, que los territorios marginados marcados por procesos históricos de abandono y de malas prácticas en las políticas públicas, se convierten en escenarios de injusticia espacial y ambiental, por tanto las instituciones educativas en consecuencia, las escuelas ubicadas en estas áreas también reciben estas condiciones estructurales de desprotección, quedando expuestas a múltiples riesgos ambientales y sociales.

Diversos autores argumentan que los desastres climáticos no deben ser considerados fenómenos naturales inevitables, sino que estos ocurren por la amplia desigualdad existente, causada por decisiones políticas y relaciones de poder, más que como efectos estrictamente naturales (Peet y Watts, 2004; Massey, 2004; Gómez, 2006; Ribot, 2017). En consecuencia, las estrategias para enfrentar desastres por eventos climáticos extremos en las regiones no solo dependen de recursos

económicos o tecnológicos, sino también de las políticas públicas y de la gestión territorial que realizan las autoridades locales competentes. Se puede decir que la variabilidad climática y el cambio climático son determinantes socioambientales que inciden negativamente en la educación y en los procesos de enseñanza de la población más joven, especialmente la población adolescente, que de acuerdo con la literatura son individuos vulnerables, dentro de un contexto territorial insostenible. La geografía crítica y la ecología política urbana proporcionan un marco integral para comprender cómo los fenómenos climáticos extremos afectan de manera desigual la educación en los entornos urbanos del Caribe colombiano, permitiendo incorporar el contexto territorial como una dimensión estructurante para generar políticas y estrategias de adaptación de manera equitativa en el campo de la educación y garantizar oportunidades de aprendizaje equitativas en el país que contribuyan al bienestar físico, emocional y académico de los estudiantes (Valenzuela, Medina, & Caicedo, 2021; Johnston, Knott, Mendolia, & Siminski 2021; Sandoval, Díaz, Flores, López & Bravo, 2023), asegurando su derecho fundamental a recibir una educación de calidad.

4. Metodología

Este capítulo presenta la ruta metodológica que orienta el trabajo de investigación a entender temas que son claras manifestaciones de los resultados, más allá de simplemente enumerar técnicas estadísticas, se desarrolla de qué forma va la decisión que se toma en cada momento conectado con los objetivos del estudio y la búsqueda de resultados que permitirán su fiabilidad.

Esta investigación tiene un enfoque observacional y cuantitativo, elaborado a partir de los registros totales del Examen Saber 11°, complementados con variables climáticas externas, organizados en cortes transversales para el periodo 2010-2024; sin embargo, al pasar a nivel de establecimientos educativos es posible darles un tratamiento longitudinal, lo que permite analizar la evolución de los puntajes de los estudiantes de cada institución a lo largo del tiempo y comparar su comportamiento frente a las distintas condiciones ambientales.

Para ello se empleó un método de agrupamiento no supervisado, mediante el algoritmo k-medias, basado en variables climáticas en lugar de criterios geográficos o administrativos para asignar el grupo de tratamiento, lo que facilitó la identificación de conjuntos de instituciones educativas con condiciones ambientales diferenciadas. Por tanto, se formaron dos conglomerados principales: el grupo de tratamiento, conformado por escuelas ubicadas en áreas más frescas y húmedas y el grupo de control, integrado por las instituciones con condiciones climáticas relativamente más secas y

cálidas. Luego, se emplea un diseño cuasi-experimental fundamentado en el método de Coarsened Exact Matching (CEM) para reducir las diferencias observables, permitiendo emparejar los centros tratados y de control con atributos similares en términos sociodemográficos y académicos. Si bien no elimina por completo los sesgos de selección, contribuye a disminuirlos y fortalece la validez del análisis.

En cuanto a la población, esta corresponde a los estudiantes que presentaron el Examen Saber 11° de las instituciones educativas de calendario A durante el periodo 2010-2024 en los departamentos que conforman la Región Caribe, y dado que la fuente utilizada (registros del ICFES) tiene un carácter censal, este calendario concentra cerca de 600,000 estudiantes, lo que al organizarse a nivel de establecimientos equivale a más de 10,000 centros educativos únicos, entre públicos y privados en todos los departamentos y municipio del país.

Finalmente, el estudio se centró en distintos tipos de variables, aquellas directamente asociadas al ambiente climático, obtenidas de fuentes confiables como el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) y el sistema de Predicción de Recursos Energéticos Mundiales (NASA POWER), que incluyen indicadores como la temperatura, la precipitación y la humedad, entre otros; y un conjunto de covariables empleadas para fortalecer la validez del análisis mediante la técnica de emparejamiento CEM, que incluyen características sociodemográficas de los estudiantes (edad, sexo, estrato socioeconómico), hábitos (lectura, uso del internet) y condiciones de vida (discapacidad, privación de la libertad). En cuanto a los resultados principales, se consideraron los indicadores de desempeño académico de los estudiantes, entre ellos el puntaje global y los puntajes por área en el Examen Saber 11°. De esta manera, se logra relacionar las condiciones ambientales con los resultados educativos, constituyendo un aporte novedoso en este campo de investigación.

Por otra parte, el proceso de selección de covariables no se limitó a incluir todo el banco disponible, sino que se apoyó en la regresión Mínima Contracción y Selección Automática de Operadores (LASSO), la cual permite identificar de manera automática esas variables con mayor poder explicativo en la estimación de los puntajes de propensión. Este es un modelo lineal que penaliza el vector de coeficientes añadiendo su norma $L1$ (basada en la distancia Manhattan) a la siguiente función:

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

En la práctica, esto significa que el modelo descarta de manera automática ciertas características que no contribuyen de manera significativa al modelo, conservando únicamente aquellas variables con mayor relevancia estadística, lo cual resulta fundamental porque permite reducir la multicolinealidad, evitar el sobreajuste y, al mismo tiempo, mejorar la estabilidad en la estimación de los puntajes de propensión. Las variables consideradas en el estudio se presentan en el Anexo 1.

Durante el desarrollo de la investigación, se evaluaron diferentes estrategias de emparejamiento con el propósito de conformar grupos comparables entre las instituciones tratadas y las de control, para ello se aplicaron tres métodos, Coincidencia exacta simplificada (CEM), ponderación por probabilidad inversa del tratamiento (IPTW) y emparejamiento por puntaje de propensión (PSM), y aunque cada uno presentó ventajas y limitaciones, fue el método de emparejamiento CEM el que ofreció el mejor balance global de covariables en esta investigación, aun cuando redujo más el tamaño de la muestra. En este sentido, el criterio de evaluación se basó en que la diferencia de medias estandarizadas (SMD) promedio no superara el umbral de 0.1; de lo contrario, no se consideraría alcanzado un buen balance en el método aplicado.

La Tabla 3 presenta los resultados obtenidos con los distintos métodos de emparejamiento, lo que permitió seleccionar el más adecuado para el análisis. Se evidencia que, para el método CEM tras el emparejamiento, la mayoría de las covariables (33 de 34) alcanzaron un balance adecuado, mientras que solo 1 no alcanzó el balance. En particular, la covariable que no logró balance corresponde a la tenencia de motocicleta en el hogar, lo que indica que en esta característica persisten diferencias entre los grupos aun después del emparejamiento.

Tabla 3. Comparación del balance de covariables según el método de emparejamiento

Método	SMD promedio	Variables desbalanceadas	Porcentaje desbalanceadas	Total variables	Tamaño efectivo
PSM	0.295	26	76.5%	34	1114
IPTW	0.813	31	91.2%	34	2575
CEM	0.034	1	2.9%	34	328

Nota: La tabla compara el balance de covariables entre métodos, mostrando a CEM como el más equilibrado. Fuente: Elaboración propia.

Procesamiento de datos

En primer lugar, para la asignación del tratamiento se emplearon variables climáticas como la precipitación, brillo solar y la sensación térmica cuyos resultados sirvieron de base para un proceso de agrupación mediante el algoritmo k-medias. Este procedimiento permitió clasificar a los establecimientos en un número óptimo de tres grupos climáticos distintos como se muestra en la figura (Anexo 2).

De esta forma, las escuelas se organizaron en dos grupos principales uno con climas más frescos y húmedos (clúster 1), denominado “tratamiento”, y otro con condiciones opuestas (clúster 2 y 3), identificado como “control”. En este contexto, se define Z_i como la variable de tratamiento, representada mediante un indicador binario de la siguiente forma:

$$Z_i = \begin{cases} 1, & \text{si la institución pertenece al grupo tratamiento} \\ 0, & \text{si la institución pertenece al grupo control} \end{cases}$$

Tal como se observa en la Tabla 4, el grupo de tratamiento presenta menor temperatura máxima, mayor precipitación y una sensación térmica más baja, lo que confirma la clasificación realizada a partir de las variables climáticas. Además, los resultados de la estadística descriptiva de las variables climáticas involucradas en el estudio son mostradas en el Anexo 39.

Tabla 4. Variables climáticas promedio para el año 2024 según grupo de tratamiento

Grupos	Temp. Máx (°C)	Temp. Mín (°C)	Precipitación (mm)	Humedad Relativa (%)	Velocidad Viento (m/s)	Radiación Solar (MJ/m²)	Brillo Solar (h)	Sensación Térmica (°C)
0 (Control)	33.8	25.3	3.72	76.9	0.837	18.3	171.0	49.8
1 (Tratamiento)	31.0	25.7	4.58	80.1	3.03	19.1	204.0	40.9

Nota: Datos promedio anuales 2024 de registros meteorológicos oficiales; se observan variaciones climáticas entre ambos grupos.
Fuente: Elaboración propia.

En este sentido, la metodología no se limitó a ubicaciones geográficas o administrativas, sino que recurrió a criterios objetivos relacionados con el clima para definir los grupos comparativos.

Coincidencia Exacta Simplificada

Para lograr comparaciones más equitativas entre las instituciones educativas urbanas del Caribe colombiano se aplica la técnica de emparejamiento CEM, que agrupa observaciones en estratos comunes de covariables y descarta aquellas sin correspondencia adecuada. En síntesis, el CEM supone que las diferencias entre tratados y controles pueden corregirse mediante covariables observadas, que las categorías en los agrupamientos de las variables deben definirse antes de ver los resultados y que la exclusión de unidades sin correspondencia mejora el balance, aunque reduzca la muestra (Iacus, King & Porro, 2012).

En términos prácticos, el CEM agrupa las observaciones en estratos de covariables y conserva solo aquellos con presencia de tratados y controles, además a las unidades retenidas les asigna pesos dados por:

$$w_i = \begin{cases} 1, & i \in T^s \\ \frac{m_C}{m_T} \cdot \frac{m_T^s}{m_C^s} & i \in C^s \end{cases}$$

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 son los totales de tratados y controles retenidos. Por otra parte, las unidades sin correspondencia reciben peso de $w_i = 0$. Con esto el CEM mejora el balance entre tratados y controles al restringir el análisis a la región de soporte común y asignar pesos que reducen el sesgo, aunque su aplicación implica la pérdida de muestra.

Consecuentemente, se evaluó el balance estadístico a través del promedio de las diferencias estandarizadas de medias calculada de la siguiente manera:

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

Donde $\bar{x}_T$ y $\bar{x}_C$ corresponden a las medias de la covariable en los grupos tratado y control respectivamente, y s_T^2, s_C^2 a sus varianzas.

Aplicación del Método Coincidencia Exacta Simplificada

Una vez seleccionadas las covariables con LASSO y definida la variable tratamiento, se aplica el CEM recodificando en grupos comunes y conservando solo las unidades con correspondencia, lo que asegura el soporte común (Anexo 5) y mejora el balance entre grupos.

Una vez confirmada la región de soporte común, el emparejamiento permitió vincular 94 establecimientos del grupo de control y 234 del tratamiento, quedando una parte importante sin pares comparables, ver Tabla 5. Cabe resaltar que, por cada establecimiento del grupo de control se emparejaron aproximadamente dos del grupo de tratamiento.

Tabla 5. Distribución de instituciones educativas a los grupos tratamiento y control después del emparejamiento

Grupo	Control	Tratamiento
Total	557	902
Emparejados	94	234
No emparejados	463	668

Nota. La tabla ilustra como están distribuidas las instituciones según su asignación a tratamiento y control tras el emparejamiento. Evidenciando que, solo se conservaron aquellas instituciones con puntajes de propensión similares dentro del soporte común, garantizando comparaciones más fiables entre los grupos. Elaboración propia basada en datos oficiales ICFES para el 2024.

Análisis Longitudinal mediante Modelos Lineales Mixtos

Para analizar cómo ha cambiado el desempeño académico de los estudiantes a lo largo del tiempo y evaluar el efecto del tratamiento sobre sus puntajes, se utilizaron modelos lineales mixtos. Este enfoque resulta apropiado cuando se observan las mismas unidades en diferentes momentos, porque permite estudiar no solo la evolución dentro de cada establecimiento sino también las diferencias entre ellos. En esta situación, los modelos lineales mixtos incluyen efectos aleatorios que reflejan la variabilidad propia de cada institución, reconociendo que las mediciones realizadas dentro de un mismo establecimiento tienden a ser más similares entre sí que a las de otras escuelas (Raudenbush & Bryk, 2002).

El modelo general se expresa como:

$$y_{it} = \beta_0 + \beta_1 T_i + \beta_2 P_t + \beta_3 (T_i \times P_t) + \mu_{0i} + \varepsilon_{it}$$

En el modelo, y_{it} es el promedio del puntaje del establecimiento i en el periodo t ; además T_i y P_t indican el grupo de tratamiento y el periodo de prueba respectivamente y $(T_i \times P_t)$ representa la interacción, utilizada para evaluar si el efecto del tratamiento varía a través del tiempo. $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ y β_3 son los efectos fijos, mientras que $\mu_{0i} \sim N(0, \sigma_u^2)$ representan las diferencias aleatorias entre establecimientos y $\varepsilon_{it} \sim N(0, \sigma^2)$ el error aleatorio.

Se estimaron dos modelos, una sin ponderación que hace la suposición de que todos los establecimientos contribuyen de igual modo a la estimación de los efectos y otro ponderado en el que se integraron los pesos muestrales de modo que se reflejara la importancia relativa de cada establecimiento dentro del conjunto emparejado, logrando estimaciones más representativas y menos afectadas por posibles desequilibrios en el número de observaciones.

El cálculo de los pesos se realizó mediante la relación entre el tamaño poblacional y el tamaño muestral para cada combinación departamento-tratamiento-periodo.

$$w_{ijk} = \frac{N_{ijk}}{n_{ijk}}$$

Donde

w_{ijk} es el peso asignado para el departamento i , tratamiento j y periodo k .

N_{ijk} es el número total de colegios en la población para esa combinación

n_{ijk} es el número de colegios emparejados para esa combinación

Mediante esta metodología se otorga una mayor ponderación a los colegios emparejados en categorías con menor representación muestral. En términos de naturaleza metodológica tal comparación permite establecer si la ponderación hace posible una mejor descripción de la variabilidad de los puntajes a lo largo del tiempo y del contraste de grupos de tratamiento. Asimismo, para poder asegurar la validez de las inferencias, se comprobaron los principales supuestos que soportan los modelos lineales mixtos (Singer & Willett, 2003), entre ellos: la normalidad y homocedasticidad de los residuos, la normalidad de los efectos aleatorios y el supuesto

de independencia condicional, según el cual, una vez modelada la variabilidad entre establecimientos, los residuos deben considerarse independientes.

5. Presentación de Resultados

Se incorporaron, una vez obtenida la base con los establecimientos educativos emparejados entre el grupo de tratamiento y el grupo de control, los promedios de los puntajes globales de los estudiantes y los correspondientes a cada área evaluada (Ciencias Naturales, Ciencias Sociales y Ciudadanas, Lectura Crítica, Matemáticas e Inglés) para los años comprendidos entre 2010 y 2024. No obstante, debido a los cambios en la estructura y en las escalas de evaluación del Examen Saber 11° (ICFES, 2014), el análisis longitudinal se realizó considerando el periodo 2014–2024 para las áreas de Ciencias Naturales, Ciencias Sociales y Ciudadanas, Lectura Crítica y el puntaje global, dado que estas áreas fueron incorporadas en el nuevo modelo de evaluación implementado a partir de 2014; en contraste, para Matemáticas e Inglés fue posible extender el análisis al periodo 2010–2024, pues la estructura y la escala de estas áreas se mantuvieron comparables a lo largo del tiempo.

Análisis Longitudinal del Desempeño Académico

Los resultados del análisis longitudinal empleando el método del modelo lineal mixto y los datos sin ponderación del desempeño académico en los resultados de las pruebas saber 11 por puntaje global y las distintas áreas es presentado en la Tabla 6. Los resultados en general indican que el modelo mixto para los puntajes muestra que las variables fijas (tratamiento y tiempo) explican menos del 10% de la variabilidad (R^2 marginal), mientras que al incluir los efectos aleatorios de los establecimientos se explica más del 76% (R^2 condicional), indicando que la mayor variación en los puntajes proviene de diferencias entre instituciones educativas más que del tratamiento aplicado.

Tabla 6. Estimación del efecto del tratamiento sobre el puntaje global y áreas evaluadas en la prueba saber 11 entre 2010 y 2024.

Puntaje	Años evaluados	DE	β	R^2		Años con efecto significativo (p valor)
				Marginal	Condicional	
Global	2014–2024	30.2	-3.70	0.016	0.828	2021 (0.07)
Ciencias Naturales	2014–2024	5.83	-0.87	0.029	0.793	2021 (0.03)
Matemáticas	2010–2024	6.23	-2.23	0.055	0.766	2013 (0.01), 2016 (0.07), 2017 (0.04), 2018 (0.006), 2019

						(0.009), 2020 (0.03), 2021 (0.002), 2023 (0.01)
Lectura Crítica	2014–2024	5.71	-0.68	0.046	0.783	No se identificaron
de Ciencias Sociales y Ciudadanas	2014–2024	6.22	-0.47	0.026	0.772	No se identificaron
Inglés	2010–2024	6.93	-1.04	0.096	0.799	2019 (0.06), 2021 (0.03), 2023 (0.01), 2024 (0.07)

Nota: Elaboración propia con base en datos del Examen Saber 11 (2010–2024). DE: Desviación estándar entre establecimientos

Puntaje Global: En la Tabla 6 se observa que el modelo estimado no reporta un efecto estadísticamente significativo del tratamiento a lo largo del tiempo para el puntaje global. No obstante, se aprecia un incremento en 2021 en la interacción entre tratamiento y periodo, el cual se acerca al umbral de significancia ($p = 0.07$). El valor β indicó una disminución promedio 3.7 de puntos por año entre 2014 y 2024. Este comportamiento podría estar asociado a condiciones climáticas particulares registrados durante ese año, que habrían intensificado las diferencias de exposición entre los grupos y, en consecuencia, podido reflejarse en el desempeño académico de los estudiantes. La Figura 1 (A) muestra la evolución del puntaje global para los grupos de tratamiento y control, incluyendo bandas de confianza que reflejan la variabilidad de las estimaciones. Se observa que en 2021 el grupo de tratamiento presenta un puntaje promedio superior al del grupo de control, lo que sugiere un posible efecto positivo del tratamiento en dicho año. Sin embargo, esta diferencia no alcanza significancia estadística al nivel del 5%, por lo que debe interpretarse con cautela y únicamente como una tendencia.

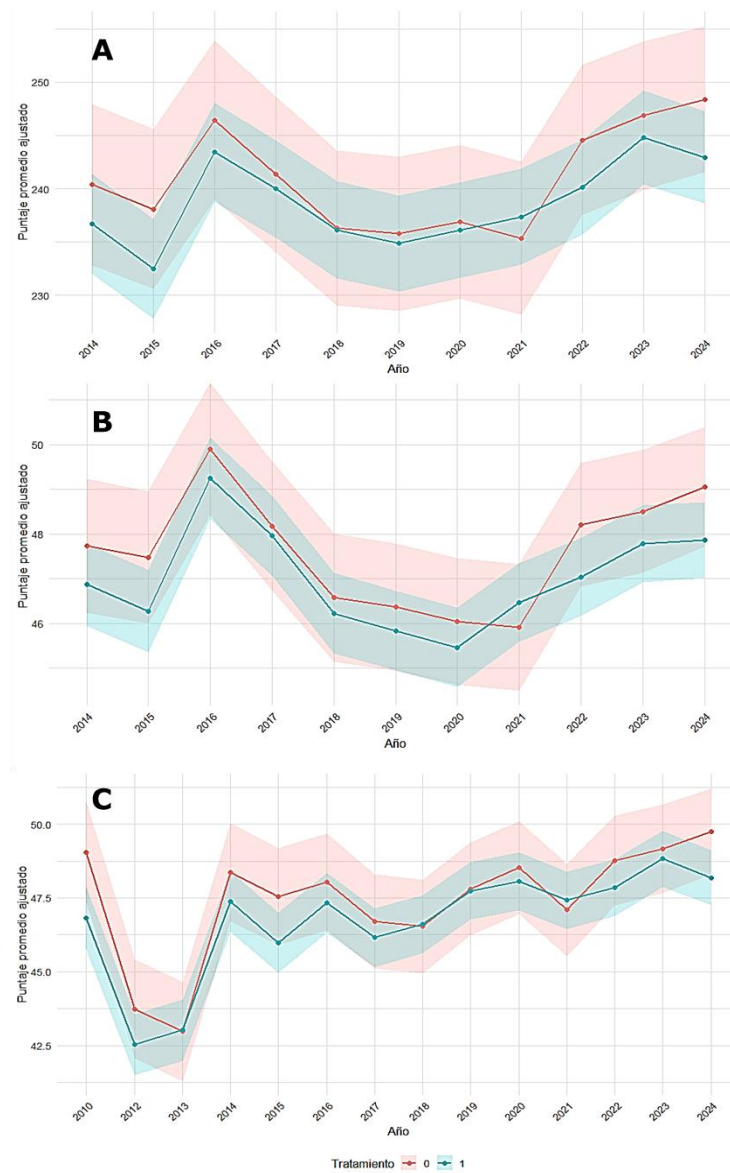
Puntaje Ciencias Naturales: En la Tabla 6 se observa que el modelo estima un efecto estadísticamente significativo del tratamiento sobre los puntajes de Ciencias Naturales en el año 2021 ($p = 0.03$); este resultado indica que, para dicho año, el grupo de tratamiento obtuvo un desempeño superior frente al grupo control. Sin embargo, esta diferencia no se mantiene de manera consistente en los demás periodos, por lo que no se evidencia un efecto sostenido del tratamiento a lo largo del tiempo. El valor β indicó una disminución promedio 0.87 de puntos en el periodo analizado. La Figura 1 (B) muestra la evolución del puntaje promedio ajustado para ambos grupos, incluyendo bandas de confianza; notando que no se aprecia un patrón de crecimiento diferenciado entre los grupos.

Puntaje en Matemáticas: Según la Tabla 6, se identifican algunos años con efectos estadísticamente significativos del tratamiento sobre los puntajes de Matemáticas; sin embargo, estos no siguen un patrón consistente a lo largo del tiempo. Esto indica que las diferencias entre grupos



surgen de forma puntual en ciertos años, pero no se mantienen de manera sostenida a través del período analizado. El valor β indicó una disminución promedio 2.23 de puntos por año entre 2010 y 2024. La Figura 1 (C) muestra la evolución del puntaje promedio ajustado para ambos grupos, observándose que las líneas se mantienen próximas en la mayoría del periodo. Aunque se presentan diferencias en algunos años, estas no siguen una trayectoria sistemática ni persistente, por lo que visualmente no se evidencia un efecto sostenido del tratamiento.

Figura 1. Evolución del puntaje global promedio ajustado entre los grupos de tratamiento y control para Global (A), Ciencias Naturales (B) y Matemáticas (C).



Nota. Estimaciones obtenidas a partir del modelo lineal mixto con efectos aleatorios por establecimiento. Elaboración propia con base en los resultados del Examen Saber 11.

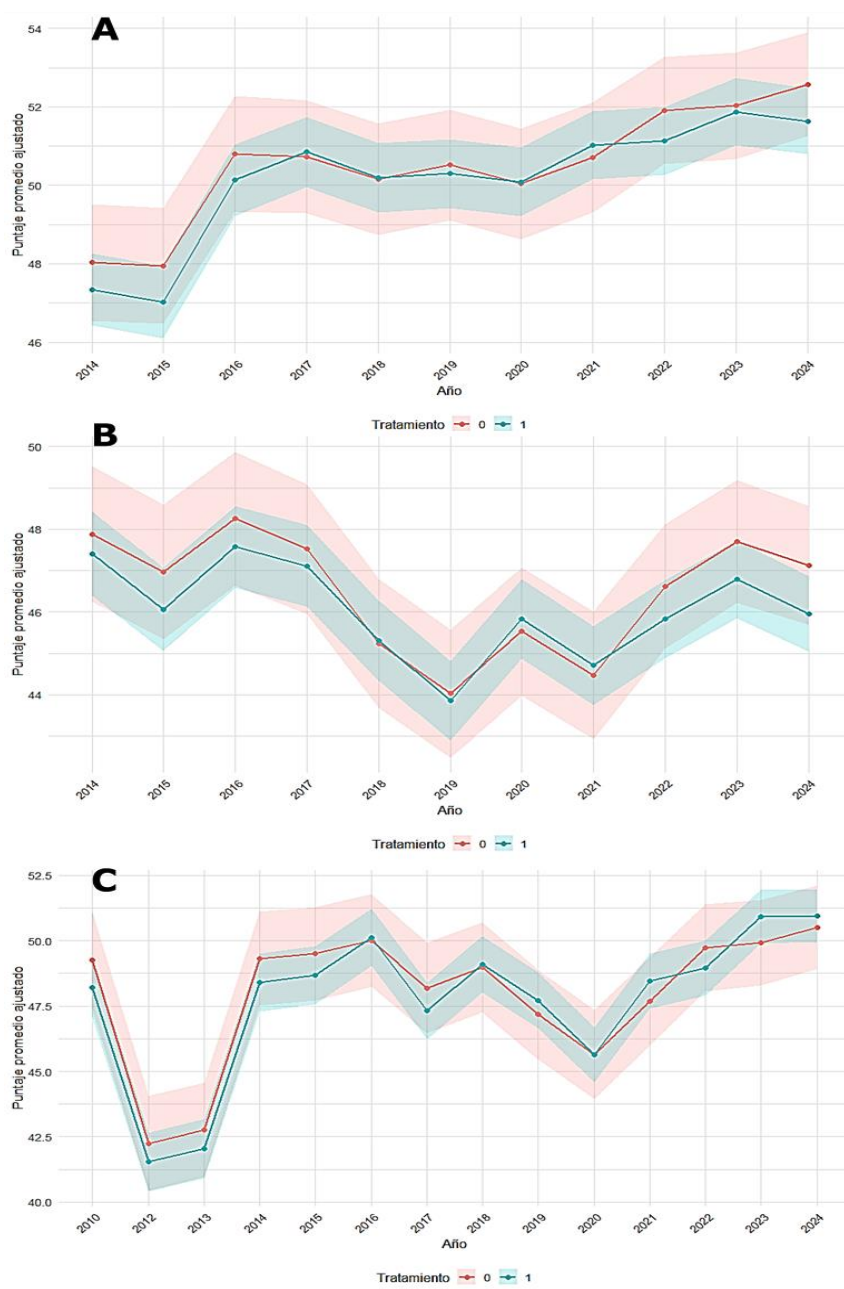
Puntaje Lectura Crítica: La Tabla 6 muestra que, para el caso de lectura crítica, no se identificaron efectos estadísticamente significativos del tratamiento a lo largo del tiempo. Esto sugiere que pertenecer al grupo de tratamiento o al de control no generó diferencias relevantes en el desempeño de los estudiantes en esta área

durante el periodo analizado. El valor β indicó una disminución promedio 0.68 de puntos por año entre 2014 y 2024. La Figura 2 (A) presenta de manera clara que las líneas están muy juntas lo que se dice que, a lo largo de los años recibir tratamiento no influye en el puntaje promedio de los estudiantes en el área de lectura critica.

Puntaje en Ciencias Sociales y Ciudadanas: En la Tabla 6 se evidencia que no se observaron efectos significativos del tratamiento en el puntaje de Ciencias Sociales y Ciudadanas, lo que sugiere estabilidad entre los grupos a lo largo de los años analizados. El valor β indicó una disminución promedio 0.47 de puntos por año en el periodo del estudio. Como se observa en la Figura 2 (B), a lo largo de los años no se aprecia un efecto significativo del tratamiento en los puntajes promedio de ciencias sociales.

Puntaje Ingles: La Tabla 6 muestra que se encontraron algunos años con diferencias estadísticamente significativas entre los grupos de tratamiento y control; sin embargo, estos efectos no mantienen un patrón constante a lo largo del tiempo. Por lo tanto, el tratamiento no muestra un efecto consistente sobre el puntaje de Inglés, sino más bien variaciones puntuales en determinados años. En otras palabras, el ambiente de las instituciones parece influir en el desempeño en inglés de los estudiantes en ciertos años, algo que vale la pena estudiar más a fondo para entender sus posibles causas. El valor β indicó una disminución promedio 1.04 de puntos por año entre 2010 y 2024. La Figura 2 (C) muestra que, a lo largo de los años, las líneas de los grupos de tratamiento y control se mantienen bastante cercanas, lo que indica que recibir el tratamiento tiene un efecto poco claro y no consistente sobre los puntajes de inglés; esto es coherente con la falta de un efecto estable del tratamiento sobre los puntajes en inglés.

Figura 2. Evolución del puntaje promedio ajustado entre los grupos de tratamiento y control para Lectura crítica (A), Ciencias Sociales y Ciudadanas (B), e inglés (C).



Nota. Estimaciones obtenidas a partir del modelo lineal mixto con efectos aleatorios por establecimiento. Elaboración propia con base en los resultados del Examen Saber 11.

Diagnóstico del Modelo

El análisis de los supuestos (consultar anexos 8 al 19) muestra un modelo general que es coherente en todas las áreas analizadas. En la mayor parte de los casos,

se cumplen los supuestos de independencia y homocedasticidad de los residuos (valores $p > 0.05$). No obstante, en los tres métodos de estimación utilizados se presentan desviaciones significativas (valores $p < 0.05$) tanto en la normalidad de los residuos como en la de los efectos aleatorios. Este comportamiento se mantiene constante en la puntuación global y en las cinco áreas específicas, indicando limitaciones fundamentales en el cumplimiento de los supuestos estadísticos base de los modelos. Sin embargo, la solidez de los hallazgos principales se fortalece por la consistencia de estos resultados a través de los tres métodos de estimación, los cuales, a pesar de sus diferentes enfoques, coinciden en la misma conclusión. En consecuencia, se puede afirmar que la falta de normalidad no invalida las inferencias principales derivadas del análisis.

6. Conclusiones y discusiones

Al comparar los tres métodos utilizados, se evidencia que el tratamiento no tuvo un efecto sostenido en el desempeño académico de los estudiantes de instituciones urbanas del Caribe colombiano en el Examen Saber 11° entre 2010 y 2024. Sin embargo, en algunos años específicos sí se observaron diferencias estadísticamente significativas, en particular cuando se empleó el método con ponderación, lo que indica que bajo ciertas condiciones el tratamiento pudo influir en el rendimiento de los estudiantes.

En los tres enfoques, los resultados muestran que las diferencias entre los grupos de tratamiento y control fueron mínimas y, en la mayoría de los casos, estadísticamente no significativas. Aunque algunos años puntuales presentan valores de p cercanos o menores a 0.05, estos efectos son aislados y no siguen un patrón estable en el tiempo, lo que sugiere que no pueden atribuirse de manera confiable al tratamiento. La utilización de pesos hizo posible detectar con más exactitud las variaciones auténticas entre los grupos de tratamiento y control, lo que evidenció que en ciertos periodos hubo disparidades posiblemente vinculadas a factores climáticos, contextuales o institucionales que perjudicaron el aprendizaje.

En general, los modelos cumplieron con la igualdad de varianzas y la independencia en la mayoría de los casos, pero los residuos y efectos aleatorios no siguieron siempre una distribución normal.

Esto significa que los resultados deben interpretarse con cuidado; a pesar de esto, los hallazgos en su totalidad indican que, aunque el tratamiento tuvo un impacto significativo durante algunos años, no logró afectar de manera sostenida ni uniforme el desempeño académico de los alumnos a largo plazo.

7. Reflexiones finales

Los resultados estadísticos que se obtuvieron en este estudio permiten entender mejor cómo las condiciones climáticas afectan el desempeño académico en las instituciones educativas urbanas del Caribe colombiano, ya que la evidencia empírica muestra que los efectos del “tratamiento climático”, definido a través de agrupamiento k-medias basado en variables atmosféricas objetivas, no conforman a lo largo del tiempo un patrón estable ni duradero, lo cual coincide con investigaciones previas que indican que la relación entre clima y aprendizaje se explica principalmente por factores contextuales, institucionales y socioeconómicos, más que por parámetros ambientales aislados (Graff Zivin et al., 2018; Park et al., 2021), de modo que la ausencia de efectos persistentes observada en este estudio refleja una dinámica coherente con la literatura internacional.

En línea con lo anterior, los resultados muestran que ciertos años puntuales, en especial 2021 para el puntaje global y Ciencias Naturales, evidencian diferencias estadísticamente significativas. Estos hallazgos, aunque aislados, resultan relevantes por dos razones. Primero, porque sugieren que episodios climáticos atípicos, como los asociados al fenómeno La Niña 2020–2022 en Colombia, pueden intensificar la exposición diferencial entre territorios, afectando indirectamente los procesos de aprendizaje, tal como ha sido documentado en investigaciones sobre sensibilidad educativa a choques ambientales (Carleton & Hsiang, 2016). Segundo, porque revelan no linealidades en la relación clima–educación, lo que coincide con trabajos que indican que los impactos del clima emergen especialmente en condiciones extremas o en años con variabilidad abrupta (Somanathan et al., 2021).

A pesar de estos efectos puntuales, el análisis longitudinal mediante modelos lineales mixtos demuestra que las trayectorias de desempeño académico de los grupos tratamiento y control mantienen tendencias razonables, lo que refuerza la validez de las comparaciones cuasi–experimentales. Esta consistencia temporal, unida a la ausencia de divergencias sistemáticas, sugiere que los entornos climáticos diferenciados —frescos/húmedos versus cálidos/secos— no generan brechas educativas persistentes, al menos dentro del rango de variabilidad climática observado entre 2010 y 2024.

En términos metodológicos, la investigación aporta un avance significativo al aplicar criterios ambientales, y no administrativos o geográficos, para definir grupos comparables. Este enfoque, alineado con esfuerzos recientes que integran ciencias climáticas y ciencias sociales mediante análisis empíricos multiescalares (IPCC, 2022), demuestra que es posible construir comparaciones robustas incluso en contextos territoriales heterogéneos. Además, el uso combinado de LASSO para selección de covariables, CEM para reducción de sesgos y modelos mixtos para análisis longitudinal fortalece la validez interna del estudio, respondiendo a recomendaciones contemporáneas sobre inferencia causal en entornos no experimentales (Imbens & Rubin, 2015). Al mismo tiempo, conviene reconocer las limitaciones, pues la falta de normalidad de los residuos y de los efectos aleatorios, si bien no invalida las inferencias, indica la presencia de heterogeneidades no detectadas que pueden estar asociadas con factores estructurales a nivel escolar, como la calidad docente, los recursos pedagógicos o la gobernanza institucional, los cuales, según numerosos estudios, explican una proporción sustancial de la variabilidad en resultados educativos por encima de las condiciones ambientales (Banerjee & Duflo, 2019), de modo que los efectos climáticos aislados deben interpretarse como componentes modestos dentro de un entramado más amplio de determinantes educativos.

En resumen, este estudio muestra que el clima no tiene un efecto directo, sostenido ni uniforme sobre el rendimiento escolar en el Caribe colombiano; por el contrario, su influencia se ve en forma de episodios, situaciones y modulada por factores institucionales, sociales y económicos. Esto indica que futuras políticas educativas orientadas a la adaptación climática, como una infraestructura térmicamente eficiente, ventilación escolar o estrategias de manejo de olas de calor, podrían ser más efectivas si se diseñan considerando momentos específicos de mayor vulnerabilidad anual, en vez de asumir impactos permanentes.

8. Referencias

- Ahmed, R., Barkat, W., Ahmed, A., Tahir, M., & Nasir, A. M. (2022). The impact of flooding on education of children and adolescents: Evidence from Pakistan. *Water Economics and Policy*, 8(3), 2240009. <https://doi.org/10.1142/S2382624X22400094>
- Angrist, J. D., & Pischke, J.-S. (2009). *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.



- Anguelovski, I., & Connolly, J. J. T. (2021). *The green city and social injustice: 21st century urban environmental transitions*. London: Routledge.
- Arias, P. (2022). ¿Por qué debemos hablar de emergencia climática? Universidad de Antioquia. Recuperado de <https://www.udea.edu.co/wps/portal/udea/web/inicio/udea-noticias/udea-noticia/Contenido/asNoticias/PeriodicoAlmaMater/emergencia-climatica-pam717-jun2022>
- Banerjee, A., & Duflo, E. (2019). *Good economics for hard times*. PublicAffairs.
- Bárcena, A., Samaniego, J., Peres, W., & Alatorre, J., (2020). *La emergencia del cambio climático en América Latina y el Caribe: ¿seguimos esperando la catástrofe o pasamos a la acción?*. Cepal. Recuperado de <https://foronacionalambiental.org.co/wp-content/uploads/2023/06/LibroEmergenciaCC-CEPAL.pdf>
- Bloom, B. S. (1956). *Taxonomy of educational objectives: The classification of educational goals. Handbook I: Cognitive domain*. Longmans, Green.
- Bos, M. S., Contreras, D., & Schwartz, L. (Eds.). (2024). *Educación a prueba de calor en América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo. Bos, Contreras & Schwartz, 2024)
- Carleton, T. A., & Hsiang, S. M. (2016). Social and economic impacts of climate. *Science*, 353(6304), aad9837. <https://doi.org/10.1126/science.aad9837>
- Carlson, D. y Shepardson, A. (2024). ¿Indispuesto? Los efectos de la temperatura en el rendimiento académico de los estudiantes. EdWorkingPaper n.º 24-910. *Instituto Annenberg para la Reforma Escolar de la Universidad de Brown*.
- Carskadon, M. A. (2011). Sleep in adolescents: The perfect storm. *Pediatric Clinics of North America*, 58(3), 637–647. <https://doi.org/10.1016/j.pcl.2011.03.003>
- Carvajal, Y. (2011). Efectos de la variabilidad climática (VC) y el cambio climático (CC) en los recursos hídricos de Colombia. *Entre Ciencia e Ingeniería*, 5(9), 33–61. <https://revistas.ucp.edu.co/index.php/entrecienciaeingenieria/article/view/689>

- Casey, B., Jones, R., & Hare, T. (2008). The adolescent brain. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1124, 111–126. <https://doi.org/10.1196/annals.1440.010>
- Casey, B. J., Heller, A. S., Gee, D. G., & Cohen, A. O. (2019). Development of the emotional brain. *Neuroscience Letters*, 693, 29–34. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2017.11.044>
- Castree, N. (2001). Socializing nature: Theory, practice, and politics. En N. Castree & B. Braun (Eds.), *Social nature: Theory, practice, and politics* (pp. 1–21). Oxford: Blackwell Publishers
- Costa, F. J. M., & Goldemberg, D. (2025). Too hot to learn? Evidence from high school dropouts in Brazil. *Economics Letters*, 247, 112157. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2024.112157>
- Crowley, S. J., Acebo, C., & Carskadon, M. A. (2007). Sleep, circadian rhythms, and delayed phase in adolescence. *Sleep Medicine*, 8(6), 602–612. <https://doi.org/10.1016/j.sleep.2006.12.002>
- Crowley, S. J., Wolfson, A. R., Tarokh, L., & Carskadon, M. A. (2018). An update on adolescent sleep: New evidence informing the perfect storm model. *Journal of Adolescence*, 67, 55–65. <https://doi.org/10.1016/j.adolescence.2018.06.001>
- Dávila, O. S., & Ramírez, A. (2007). Análisis de diagnóstico en el modelo de regresión logística: una aplicación. *Pesquimat*, 10(1), 5.
- Diggle, P. (2002). *Analysis of longitudinal data*. Oxford university press.
- Escorcia, R. (2023). Vulnerabilidad de la población infantil y adolescente frente al cambio climático en Puerto Colombia, Atlántico. Corporación Universidad de la Costa. Disponible en: <https://hdl.handle.net/11323/12943>
- Gaoua, N., Grantham, J., Racinais, S., & El Massioui, F. (2012). Sensory displeasure reduces complex cognitive performance in the heat. *Journal of environmental psychology*, 32(2), 158-163. <https://bpb-us-w2.wpmucdn.com/voices.uchicago.edu/dist/d/1690/files/2024/04/Gaoua-et-al.-2012-Sensory-displeasure-reduces-complex-cognitive-performance-in-the-heat-2-b2544614a7ea2cd8.pdf>
- Gelman, A., & Hill, J. (2007). *Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models*. Cambridge University Press.



- Goodman, J., Hurwitz, M., Park, RJ y Smith, J. (2019). Calor y aprendizaje. Documento de trabajo educativo n.º 19-30. *Instituto Annenberg para la reforma escolar de la Universidad de Brown*.
- Guzmán, M. (2021). *Factores que influyen en el aprendizaje*. Educacion.editorialaces.com. <https://educacion.editorialaces.com/factores-influyen-aprendizaje/>
- Hansen, B. B., & Bowers, J. (2008). *Covariate balance in simple, stratified and clustered comparative studies*. Statistical Science, 23(2), 219–236. <https://doi.org/10.1214/08-STS254>
- Hartigan, J. A., & Wong, M. A. (1979). Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm. Journal of the royal statistical society. series c (applied statistics), 28(1), 100-108.
- Harvey, D. (1996). *Justice, Nature and the Geography of Difference*. Oxford:Blackwell.
- Heinrich, C., Maffioli, A., & Vázquez, G. (2010). *A primer for applying propensity score matching*. Inter-American Development Bank, Technical Notes, IDB-TN-161.
- Heynen, N., Kaika, M., & Swyngedouw, E. (2006). In the Nature of Cities - Urban Political Ecology and The Politics of Urban Metabolism. ResearchGate. https://www.researchgate.net/publication/275035207_In_the_Nature_of_Cities_-_Urban_Political_Ecology_and_The_Politics_of_Urban_Metabolism
- Hoffmann, B., Pulido, X., & Vera-Cossio, D. (2023). The unequal effect of temperature on test scores: Evidence from Colombia (IDB-DP-1000). Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0004891>
- Hume, I. (2024). *Clima y rendimiento académico: el efecto de las altas temperaturas en las pruebas estandarizadas*. Tesis de Magíster en Economía, Universidad de Chile. <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/201483>
- Iacus, SM, King, G. y Porro, G. (2012). Inferencia causal sin comprobación de equilibrio: Emparejamiento exacto simplificado. *Análisis político* , 20 (1), 1-24.



- IDEAM - UNAL, Variabilidad Climática y Cambio Climático en Colombia, Bogotá, D.C., 2018. Recuperado de <https://www.andi.com.co/uploads/variabilidad.pdf>
- Illeris, K. (2018). Contemporary Theories of Learning: Learning Theorists in Their Own Words (10th anniversary ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315147277>
- Inhelder, B., & Piaget, J. (1958). *The Growth Of Logical Thinking From Childhood To Adolescence: AN ESSAY ON THE CONSTRUCTION OF FORMAL OPERATIONAL STRUCTURES* (1st ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315009674>
- Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación (2025). Saber 11°. ICFES. <https://www.icfes.gov.co/evaluaciones-icfes/saber-11/>
- Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación – ICFES (2014). *Informe de gestión 2014*. Bogotá D.C recuperado de <https://www.icfes.gov.co/wp-content/uploads/2024/11/informe-de-gestion-2014.pdf>
- Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación - ICFES (2020) caracterización de ciudadanos, usuarios y grupos de interés del icfes - 2020 instituto colombiano para la evaluación de la educación oficina asesora de planeación <https://www.icfes.gov.co/wp-content/uploads/2024/11/Caracterizacion-evaluados-2020.pdf>
- Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación - ICFES (2023). Informe nacional de resultados del examen Saber 11° 2023. https://www.icfes.gov.co/wp-content/uploads/2025/04/Informe_Saber11_2023.pdf
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales – IDEAM. (2024).
- Boletín de variabilidad climática y tendencias 2010–2024. Gobierno de Colombia.
- Instituto Nacional de Salud [INS] & Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales [IDEAM]. (2025). *Boletín Clima y Salud No. 5, mayo 2025*. INS. <https://www.ins.gov.co/BibliotecaDigital/boletin-clima-y-salud-mayo-2025.pdf>
- Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC (2021a). El cambio climático es generalizado, rápido y se intensifica <https://www.ipcc.ch/2021/08/09/ar6-wg1-20210809-pr/>



- Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC (2021b). *Climate change 2021: The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* <https://share.google/Q7o6zrhGGh8loJ6D>
- Intergovernmental Panel on Climate Change. (2022). *Climate change 2022: Impacts, adaptation and vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press.
- Intergovernmental Panel on Climate Change – IPCC (2023). *Climate Change 2023: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Geneva: IPCC.
- 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>
- Lo, J. C., Ong, J. L., Leong, R. L. F., Gooley, J. J., & Chee, M. W. L. (2016). Cognitive performance, sleepiness, and mood in partially sleep-deprived adolescents: The Need for Sleep study. *Sleep*, 39(3), 687–698. <https://doi.org/10.5665/sleep.5552>
- Lumos. (2024). *Colombia case study: Residencias escolares en contextos remotos* [Estudio de caso en Colombia: Residencias escolares en contextos remotos]. Lumos Foundation. https://www.wearelumos.org/wp-content/uploads/2024/03/Colombia-Case-Study_Digital_Lumos_Final-1.pdf
- Luna, B., Marek, S., Larsen, B., Tervo-Clemmens, B., & Chahal, R. (2015). An integrative model of the maturation of cognitive control. *Annual Review of Neuroscience*, 38, 151–170. <https://doi.org/10.1146/annurev-neuro-071714-034054>
- Massey, D. (2004). Lugar, identidad y geografías de la responsabilidad en un mundo en proceso de globalización. *Treballs de la Societat catalana de Geografia*, 77-84.
- Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2024,). Plan Nacional de Adaptación al cambio climático (PNACC). <https://www.minambiente.gov.co/wp->



[content/uploads/2022/01/1. Plan Nacional de Adaptacion al Cambio Climatico.pdf](#)

Ministerio de Educación Nacional. (s.f.). *Estándares básicos de competencias en las áreas fundamentales del conocimiento*. Recuperado de https://www.mineduacion.gov.co/1621/articles-116042_archivo_pdf.pdf

Ministerio de Educación Nacional (2022). Pruebas saber. [mineduacion.gov.co](https://www.mineduacion.gov.co). <https://www.mineduacion.gov.co/portal/micrositios-preescolar-basica-y-media/Evaluacion/Evaluacion-de-estudiantes/397384:Pruebas-saber>

Ministerio de Educación – MINEDUCACIÓN. (2025). Política de gestión del riesgo escolar y educación de emergencias. https://www.mineduacion.gov.co/1780/articles-423963_recurso_95.pdf

Ministerio de Salud y Protección Social. (2023). Análisis de Situación de Salud (ASIS)

Colombia 2023. Disponible en

<https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/VS/ED/PSP/asis-colombia-2023.pdf>

Obradovich, N., Migliorini, R., Mednick, S. C., & Fowler, J. H. (2017). Nighttime temperature and human sleep loss in a changing climate. *Science Advances*, 3(5), e1601555. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1601555>

Organización Mundial de la Salud (OMS/WHO). (s. f.). Adolescent health. <https://www.who.int/health-topics/adolescent-health>

Ortiz, J. (2012). Exposure of the Colombian Caribbean coast, including San Andrés Island, to tropical storms and hurricanes, 1900–2010. *Natural Hazards*, 61(2),

815-827. <https://doi.org/10.1007/s11069-011-0069-1>

Ovalle Ramírez, C. (2015). *Sobre la técnica de Puntajes de Propensión (Propensity Score Matching) y sus usos en la investigación en Educación*. *Educación y Ciencia*, 4(43), 80-89. Disponible en: <https://www.researchgate.net/publication/316659732>

Park, R., Goodman, J., Hurwitz, M. y Smith, J. (2020). Calor y aprendizaje. *American Economic Journal: Economic Policy*, 12 (2), 306-339.



Park, R, Behrer, A., y Goodman, J. (2021). El aprendizaje se ve inhibido por la exposición al calor, tanto a nivel internacional como en Estados Unidos. *Nature human behavior* , 5 (1), 19-27.

Peet, R., & Watts, M. (Eds.). (2004). *Liberation ecologies: Environment, development, social movements* (2nd ed.). London: Routledge.

Peralta, L. (2025). Relación entre los hábitos de estudio, niveles de ansiedad, y el puntaje en la prueba Saber 11°, de los estudiantes la Institución Educativa Paz y Esperanza del municipio de Soacha Cundinamarca. <https://repository.uniminuto.edu/items/b7cfaaa6-f001-4bff-8284-2d8417251f78>

Pérez, O., Wilches, J., Álvarez, L. (2023) Olas de calor en el Caribe colombiano: ¿un problema de salud pública? *Revista Cuidarte*,15(1) <https://doi.org/10.15649/cuidarte.3199>

PNUD. (2021). *Pobreza y desigualdad en la región Caribe colombiana: ¿Cómo recuperar la senda del desarrollo sostenible?* Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. Recuperado de <https://www.undp.org/es/colombia/publicaciones/pobreza-y-desigualdad-en-la-region-caribe-colombiana-como-recuperar-la-senda-del-desarrollo-sostenible>

Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente – PNUMA. (2021).

Adaptación al cambio climático en zonas urbanas: desafíos y oportunidades.

<https://www.unep.org>

Randolph, JJ, Falbe, K., Manuel, AK y Balloun, JL, (2014) “Guía paso a paso para el emparejamiento por puntaje de propensión en R”, *Practical Assessment, Research, and Evaluation* 19(1): 18. doi: <https://doi.org/10.7275/n3pv-tx27>

Raudenbush, S. W., & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods*. Sage Publications.

Regresión lasso | *Interactive Chaos*. (s. f.). <https://interactivechaos.com/es/manual/tutorial-de-machine-learning/regresion-lasso>

- Ribot, J. (2017). Causa y responsabilidad: Vulnerabilidad y clima en el antropoceno. *Acta Sociológica*, 73, 13-81. <https://doi.org/10.1016/j.acso.2017.08.002>
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41–55.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1984). *Reducing bias in observational studies using subclassification on the propensity score*. *Journal of the American Statistical Association*, 79(387), 516-524.
- Salazar-Ceballos, A., & Álvarez-Miño, L. (2019). El índice de calor: Un factor de alerta temprana en salud pública y ciudades sostenibles. *Revista Salud Uninorte*, 35(3), 440–449.
- Sandoval, J., Díaz, N., Flores, D., López, C., & Bravo, C. (2023). Cambio climático y olas de calor sobre el bienestar subjetivo en jóvenes. *Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales, Niñez y Juventud*, 22(1), 1-30. <http://dx.doi.org/10.11600/rlcsnj.22.1.5926>
- Simmons, S. E., Saxby, B. K., McGlone, F. P., & Jones, D. A. (2008). The effect of passive heating and head cooling on perception, cardiovascular function and cognitive performance in the heat. *European journal of applied physiology*, 104(2), 271-280. <https://doi.org/10.1007/s00421-008-0677-y>
- Singer, J. D., & Willett, J. B. (2003). *Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling Change and Event Occurrence*. Oxford University Press.
- Shields, G. S., Sazma, M. A., & Yonelinas, A. P. (2016). The effects of acute stress on core executive functions: A meta-analysis and comparison with cortisol. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 68, 651–668. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2016.06.038>
- Somanathan, E., Somanathan, R., Sudarshan, A., & Tewari, M. (2021). The impact of temperature on productivity and labor supply: Evidence from Indian manufacturing. *Journal of Political Economy*, 129(6), 1797–1827. <https://doi.org/10.1086/714444>
- Srivastava, P., Trinh, T.-A., & Zhang, X. (2025). Weather effects on academic performance: An analysis using administrative data. *Population and Environment*, 47(25). <https://doi.org/10.1007/s11111-025-00495-6>



- Steinberg, L. (2014). *Age of Opportunity: Lessons from the New Science of Adolescence*. Houghton Mifflin Harcourt.
- Swyngedouw, E. (2004). Social power and the urbanization of water. In Oxford University Press eBooks. <https://doi.org/10.1093/oso/9780198233916.001.0001>
- Swyngedouw, E. (2009). The political economy and political ecology of the Hydro-Social Cycle. *Journal of Contemporary Water Research & Education*, 142(1), 56–60. <https://doi.org/10.1111/j.1936-704x.2009.00054.x>
- Taylor, L., Watkins, S. L., Marshall, H., Dascombe, B. J., & Foster, J. (2016). The impact of different environmental conditions on cognitive function: A focused review. *Frontiers in Physiology*, 6, 372. <https://doi.org/10.3389/fphys.2015.00372>
- Tirado, I., Gallego, J., Zuluaga, R., Roa, V., Silva, A., Sarmiento, M., & De la Hoz, E., (2025). Integración de indicadores sociodemográficos y de sostenibilidad local: implicaciones para la salud urbana y la vulnerabilidad infantil en el barrio Henequén de Cartagena, Colombia. *Ciencias Urbanas*, 9 (6), 220. <https://doi.org/10.3390/urbansci9060220>
- Thompson, C., Ferrie, L., Pearson, S. J., Highlands, B., & Matthews, M. J. (2024). Do extreme temperatures affect cognition? A short review of the impact of acute heat stress on cognitive performance of firefighters. *Environmental Research Letters*. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1270898>
- UNICEF (2024). The State of the World's Children 2024. Recuperado de <https://www.unicef.org/es/informes/estado-mundial-de-la-infancia-2024>
- UNICEF (2025, 24 de enero). *El cambio climático interrumpe la escolarización de 242 millones de niños* UNICEF. Recuperado de <https://www.unicef.es/publicacion/el-cambio-climatico-interrumpe-la-escolarizacion-de-242-millones-de-ninos#:~:text=Consecuencias%20en%20la%20educaci%C3%B3n%20de%20los%20ni%C3%B1os%20y%20ni%C3%B1as,y%20despu%C3%A9s%20de%20las%20cat%C3%A1strofes>.



UNICEF (s.f.). *Cambio climático*. UNICEF LAC. Recuperado 8 de agosto de 2025, de <https://www.unicef.org/lac/cambio-climatico>

Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastre (UNGRD). (2025, 14 de marzo). *Circular 016 del 14 de marzo de 2025*. Bogotá, Colombia.

<https://portal.gestiondelriesgo.gov.co/Documents/Circulares/CIRCULAR-016-DE-14-DE-MARZO-DE-2025.pdf>

Valencia, M. (2020). Climate shocks and human capital: The impact of the natural disasters of 2010 in Colombia on student achievement. *Cuadernos de*

Economía, 39(79), 303–328. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v39n79.56830>

Valenzuela, C., Medina, V., & Caicedo, N. (2021). Determinantes del rendimiento académico de la prueba saber 11 en Colombia durante el periodo 2014-2019. *Panorama*, 15(29). <https://doi.org/10.15765/pnrm.v15i29.1723>

Vargas Vargas, C. Y., Arias Gómez, P. A., & Durán Quesada, A. M. (2023). Relaciones entre cambio climático y género: una revisión de literatura del contexto global, regional y nacional.

Villegas, G. (2009). Karl Pearson, el creador de la estadística matemática. *Historia de la Probabilidad y la Estadística [IV][Internet]*. Huelva, Madrid.: Servicio de Publicaciones de la Universidad de Huelva, 351.

Von der Embse, N., Jester, D., Roy, D., & Post, J. (2018). Test anxiety effects, predictors, and correlates: A 30-year meta-analytic review. *Journal of Affective Disorders*, 227, 483–493. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2017.11.048>

Vygotski, L. S., Cole, M., & Luriia, A. R. (1996). *El desarrollo de los procesos psicológicos superiores* (p. 66). Barcelona: crítica

Yáñez, M., Johnson, B. y Acevedo, K. (2023). Condiciones físico-ambientales en las aulas y desempeño escolar en Colombia. *Estudios sobre Educación*, 45, 187-215. DOI. <https://doi.org/10.15581/004.45.009>

Zivin, JG, Song, Y., Tang, Q. y Zhang, P. (2020). Temperatura y rendimiento cognitivo en situaciones de alto riesgo: evidencia del examen nacional de ingreso a la universidad en China. *Journal of Environmental Economics and Management*, 104, 102365.

9. Anexos

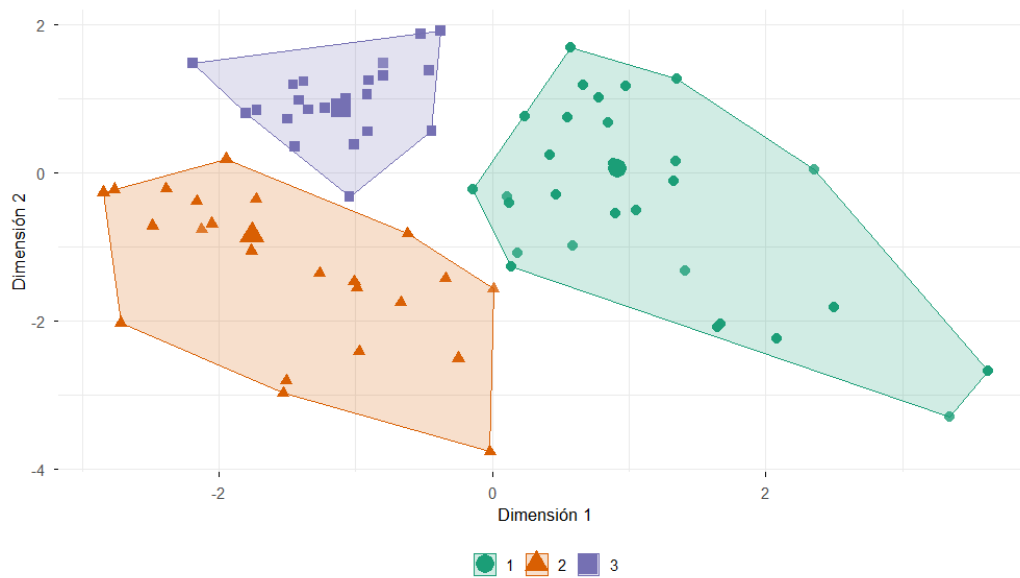
Anexo 1. Operacionalización de las variables

Nombre de la variable	Descripción	Tipo
Puntajes del ICFES	Puntaje global y puntajes específicos en áreas como matemáticas, lectura crítica, ciencias sociales, ciencias naturales e inglés, obtenidos en el Examen Saber 11°.	Continua (numérica)
Variables climáticas	Temperatura máxima y temperatura mínima promedio, precipitación, humedad relativa, velocidad del viento, radiación solar, brillo solar y sensación térmica.	Continua (numérica)
Naturaleza del establecimiento	Diferenciación entre instituciones oficiales y no oficiales.	Binaria
Zona de ubicación	Identificación del colegio como urbano o rural.	Binaria
Jornada escolar	Modalidad de funcionamiento del establecimiento (mañana, tarde, noche, completa).	Categórica nominal
Género del colegio	Clasificación del plantel en masculino, femenino o mixto.	Categórica nominal
Número de estudiantes	Cantidad total de estudiantes matriculados en la institución.	Continua (numérica)
Sexo del estudiante	Identificación de cada estudiante como hombre o mujer.	Binaria
Edad del estudiante	Edad declarada por el estudiante al momento de presentar la prueba.	Continua (numérica)
Nivel educativo de la madre	Máximo nivel de escolaridad alcanzado por la madre.	Categórica ordinal
Nivel educativo del padre	Máximo nivel de escolaridad alcanzado por el padre.	Categórica ordinal
Estrato socioeconómico	Clasificación del hogar según nivel socioeconómico (1 a 6).	Categórica ordinal

Nombre de la variable	Descripción	Tipo
Pertenencia étnica	Reporte de pertenencia a grupo étnico reconocido (sí/no).	Binaria
Condiciones especiales	Declaración de discapacidad u otras condiciones específicas (sí/no).	Binaria
Acceso a bienes y servicios	Disponibilidad en el hogar de bienes como internet, computador, automóvil, lavadora, televisor, entre otros.	Binaria (sí/no)

Fuente: Elaboración propia

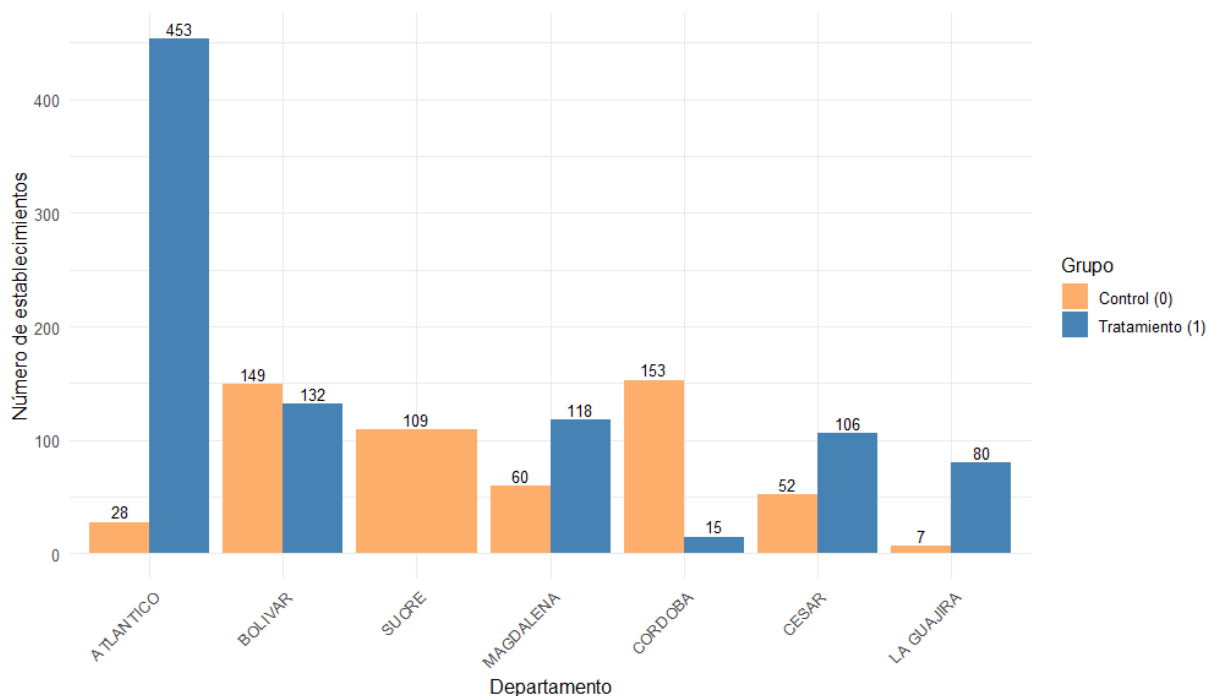
Anexo 2. Clasificación climática de instituciones educativas mediante k-medias



Nota. El gráfico muestra que hay tres grupos que se diferencian por sus condiciones climáticas. Elaboración propia

En el Anexo 3 se muestra la distribución de los establecimientos por departamentos tras la definición de los grupos de tratamiento y control. Se observa que, en el caso de Atlántico, de los 453 establecimientos la mayoría se clasificó dentro del grupo de tratamiento; en contraste, en Córdoba predominó el grupo de control. Por su parte, en Sucre no se registró ningún establecimiento dentro del grupo de tratamiento.

Anexo 3. Cantidad de establecimientos educativos por departamentos para los grupos de tratamiento-control



Fuente: Elaboración propia

El Anexo 4 muestra que Córdoba y Sucre presentan las condiciones más cálidas, con temperaturas máximas cercanas a 34 °C y sensaciones térmicas superiores a 51 °C, mientras que Cesar y La Guajira muestran climas más moderados. Además, Atlántico se destaca por registrar mayor humedad relativa y brillo solar.

Anexo 4. Condiciones climáticas promedio para el año 2024 y número de establecimientos por departamento

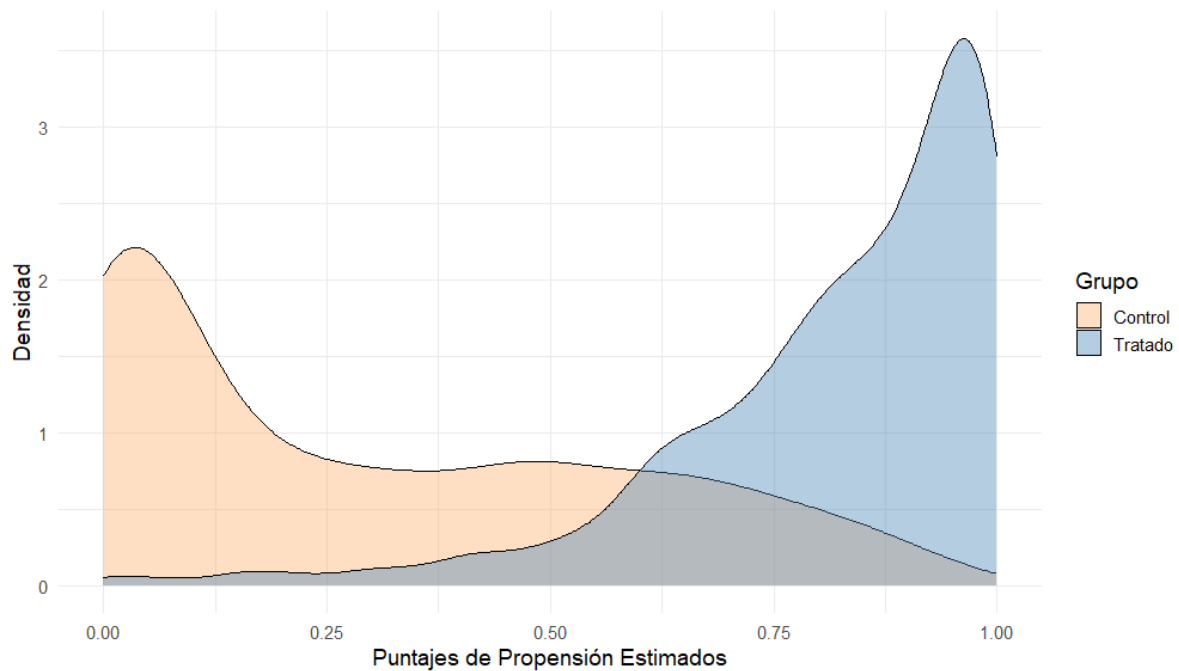
Departamento	Temp. Máxima (°C)	Temp. Mínima (°C)	Precipitación (mm)	Humedad Relativa (%)	Vel. Viento (m/s)	Radiación Solar (MJ/m²)	Brillo Solar (h)	Sensación Térmica (°C)
Atlántico	31.5	26.9	4.54	80.9	3.43	19.0	207	43.0

Departamento	Temp. Máxima (°C)	Temp. Mínima (°C)	Precipitación (mm)	Humedad Relativa (%)	Vel. Viento (m/s)	Radiación Solar (MJ/m²)	Brillo Solar (h)	Sensación Térmica (°C)
Bolívar	31.9	27.0	3.94	78.1	2.98	18.6	179	43.3
Magdalena	32.1	25.6	4.38	77.0	2.07	19.7	202	43.6
Córdoba	33.9	24.9	4.36	80.0	0.324	17.6	161	51.8
Cesar	31.0	20.7	3.59	75.9	0.409	18.4	200	39.6
Sucre	34.1	25.5	3.44	77.3	0.668	18.2	159	51.2
La Guajira	31.2	24.1	5.40	79.5	1.88	19.5	206	41.4

Fuente: Elaboración propia

En la Figura de Anexo 5 se presenta la región de soporte común, de la cual se puede observar la existencia de grupos comparables; sin embargo, se resalta que los puntajes para el grupo de control se concentran en valores bajos y los de tratamiento en puntajes altos.

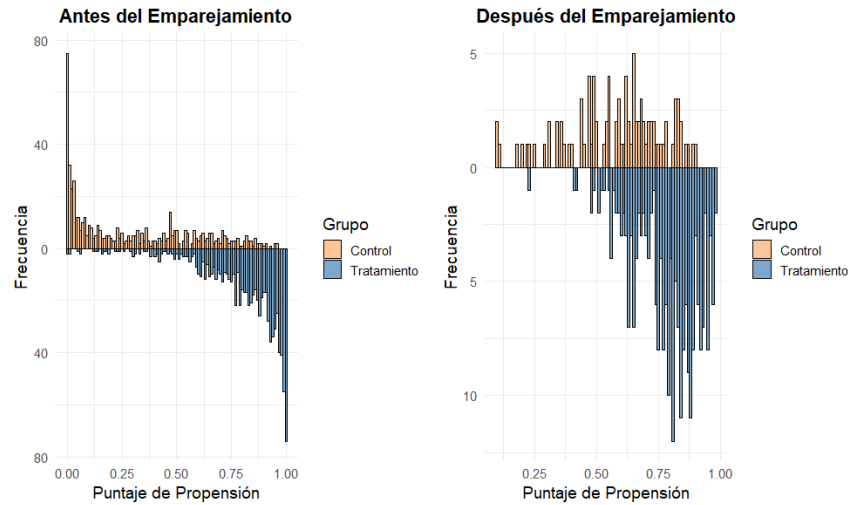
Anexo 5. *Región de soporte común*



Fuente: Elaboración propia

La figura de Anexo 6 muestra histogramas espejo de los puntajes de propensión antes y después del emparejamiento, se puede observar que antes del emparejamiento, los colegios de control se concentraban en valores bajos y los tratados en valores más altos, con un traslape limitado pero aceptable. Luego, después del emparejamiento, las distribuciones se tienden a acercarse más, con solapamiento amplio entre ambos grupos, lo que indica que el procedimiento logró crear grupos comparables y balancear las características observables.

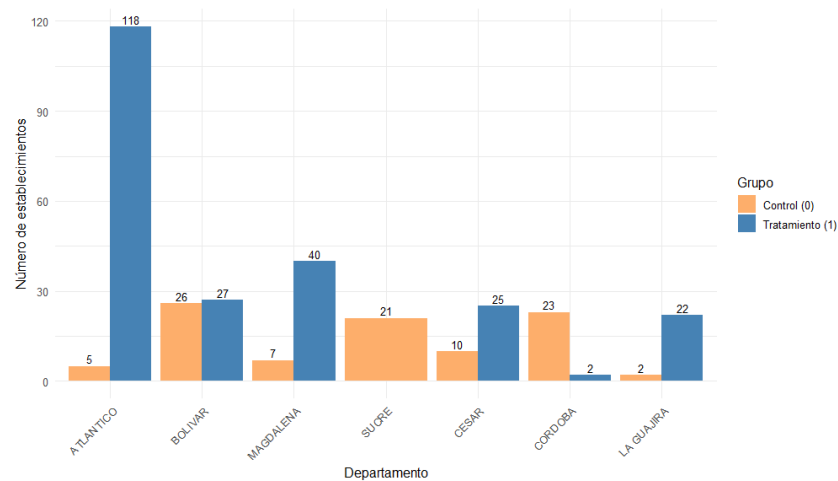
Anexo 6. Comparación de grupos antes y después del emparejamiento



Fuente: Elaboración propia

El Anexo 7 muestra el resumen del emparejamiento y las cantidades de colegios incluidos por grupo (control y tratamiento).

Anexo 7. Cantidad de establecimientos educativos por departamentos para los grupos de tratamiento-control después del emparejamiento



Fuente: Elaboración propia

10. Anexos - Diagnóstico del Modelo

Puntaje Global

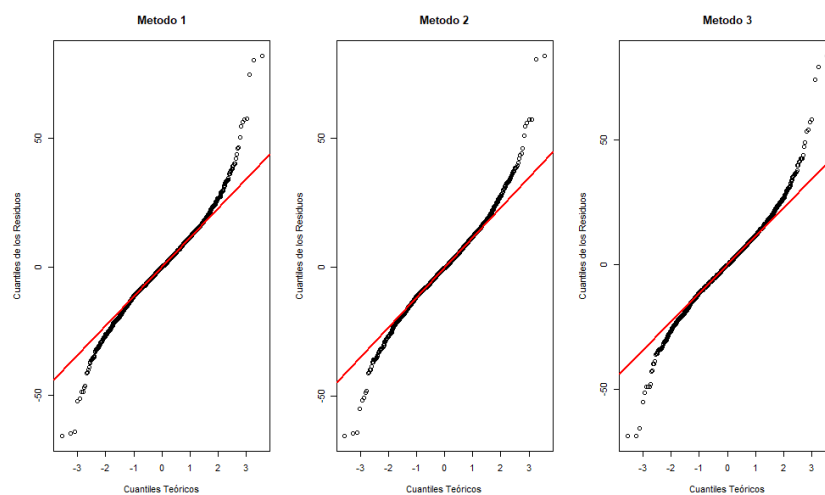
Anexo 8. Diagnóstico de supuestos para los Métodos del Modelo del Puntaje Global

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Normalidad de residuos (Anderson–Darling)	0	0	0
Homocedasticidad (Breusch–Pagan)	0.0661	0.0607	0.0660
Normalidad de efectos aleatorios (DHARMa)	0.0017	0.0397	0
Independencia (Durbin–Watson)	0.7791	0.2413	0.8007

Fuente: Elaboración propia

En el Anexo 9 se observa que se evidencian desviaciones notables en los extremos, indicando que los residuos del modelo para el puntaje global no siguen una distribución normal en ninguno de los tres métodos.

Anexo 9. Análisis de normalidad de residuos para el puntaje global



Fuente: Elaboración propia

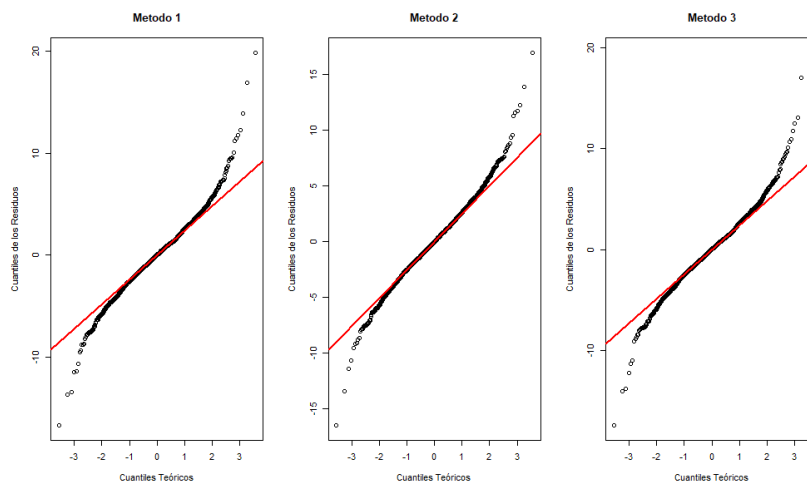
Ciencias Naturales

Anexo 10. Diagnóstico de supuestos para los métodos del modelo de ciencias naturales

Supuesto / Prueba	Método 1: Original	Método 2: Redefinición	Método 3: Con ponderación (pesos)
Normalidad de residuos (Anderson–Darling)	0	0	0
Homocedasticidad (Breusch–Pagan)	0.3904	0.4132	0.5028
Normalidad de efectos aleatorios (DHARMA)	0.0008	0.0164	0
Independencia (Durbin–Watson)	0.8972	0.1756	0.9092

Fuente: Elaboración propia

Anexo 11. Análisis de normalidad de residuos para el puntaje de ciencias naturales



Fuente: Elaboración propia

Matemáticas

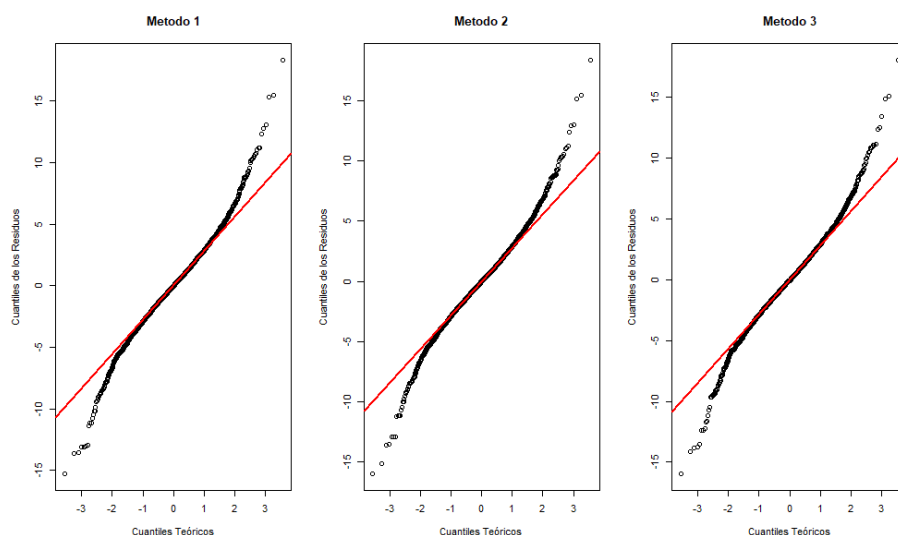
Anexo 12. Diagnóstico de supuestos para los métodos del modelo de matemáticas

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
-------------------	------------------------	----------	---------------------------

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Normalidad de residuos (Anderson–Darling)	0	0	0
Homocedasticidad (Breusch–Pagan)	0	0	0
Normalidad de efectos aleatorios (DHARMA)	0	0	0
Independencia (Durbin–Watson)	0.2889	0.3485	0.3177

Fuente: Elaboración propia

Anexo 13. Análisis de normalidad de residuos para el puntaje de matemáticas



Fuente: Elaboración propia

Lectura Crítica

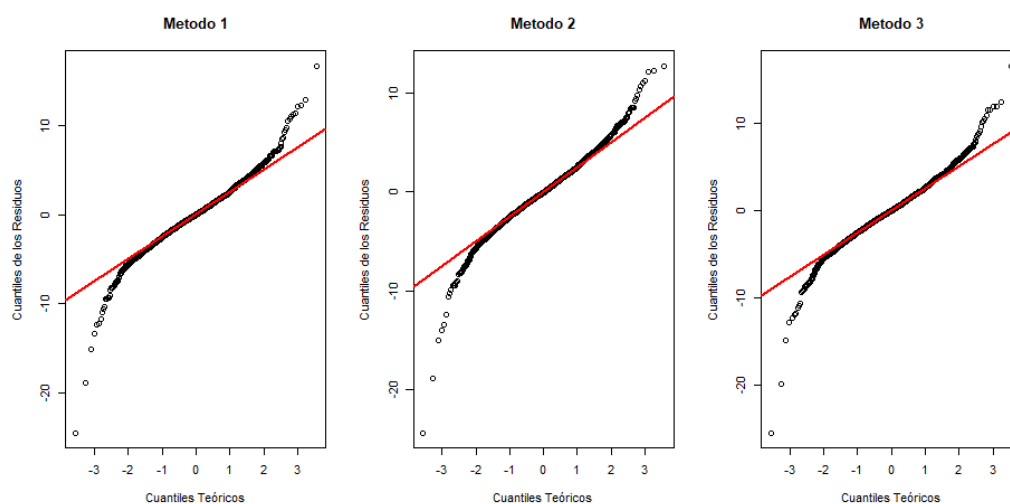
Anexo 14. Diagnóstico de supuestos para los métodos del modelo de lectura crítica

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Normalidad de residuos (Anderson–Darling)	0	0	0

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Homocedasticidad (Breusch–Pagan)	0	0	0
Normalidad de efectos aleatorios (DHARMA)	0.005	0.0323	0
Independencia (Durbin–Watson)	0.7368	0.3478	0.7409

Fuente: Elaboración propia

Anexo 15. Análisis de normalidad de residuos para el puntaje de lectura crítica



Fuente: Elaboración propia

Ciencias Sociales y Ciudadanas

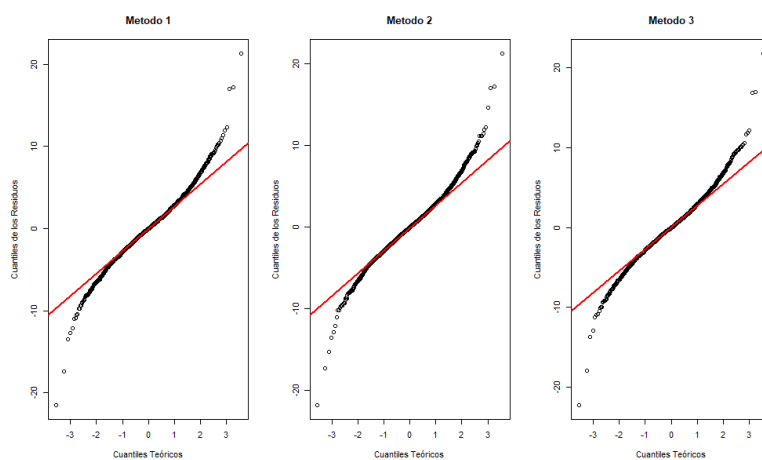
Anexo 16. Diagnóstico de supuestos para los métodos del modelo de ciencias sociales y ciudadanas

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Normalidad de residuos (Anderson–Darling)	0	0	0
Homocedasticidad (Breusch–Pagan)	0.8399	0.801	0.8118

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Normalidad de efectos aleatorios (DHARMa)	0.0044	0.0496	0
Independencia (Durbin–Watson)	0.9864	0.6755	0.9866

Fuente: Elaboración propia

Anexo 17. Análisis de normalidad de residuos para el puntaje de ciencias sociales y ciudadanas



Fuente: Elaboración propia

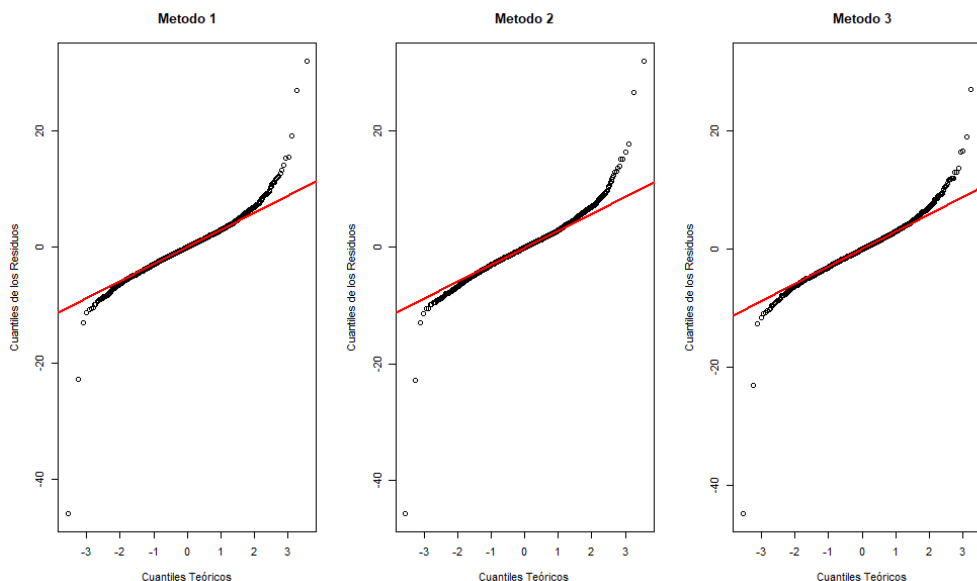
Inglés

Anexo 18. Diagnóstico de supuestos para los métodos del modelo de inglés

Supuesto / Prueba	Método 1: Sin ponderar	Método 2	Método 3: Con ponderación
Normalidad de residuos (Anderson–Darling)	0	0	0
Homocedasticidad (Breusch–Pagan)	0	0	0
Normalidad de efectos aleatorios (DHARMa)	0	0	0
Independencia (Durbin–Watson)	0.2952	0.316	0.3111

Fuente: Elaboración propia

Anexo 19. Análisis de normalidad de residuos para el puntaje de inglés



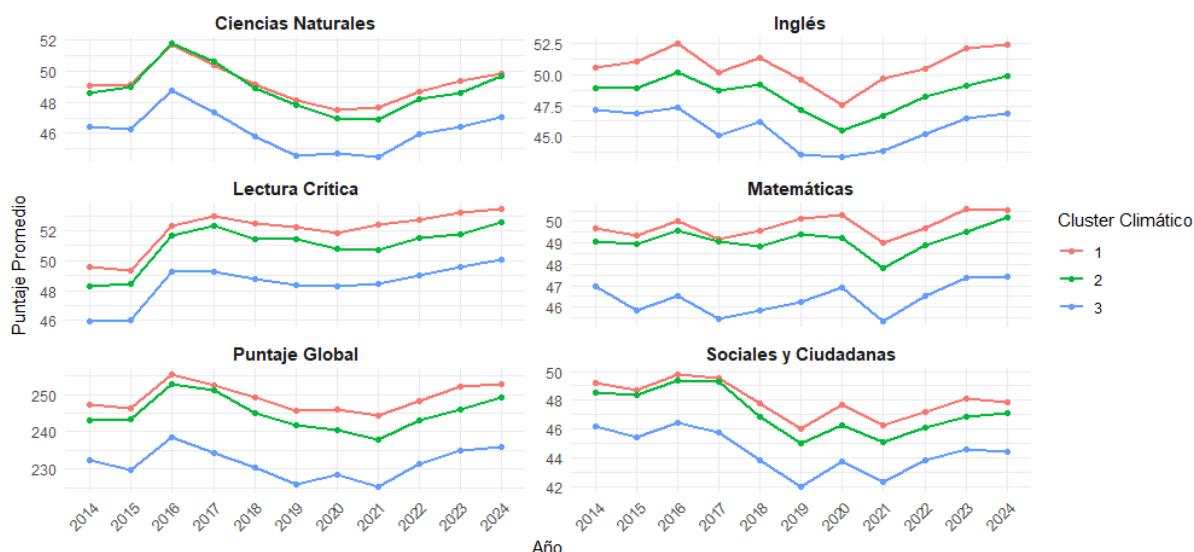
Fuente: Elaboración propia

11. Anexos – Ejercicios de Robustez

Método 1: Los colegios pertenecientes al clúster 1, caracterizados por climas más frescos y húmedos, conforman el grupo de tratamiento, mientras que aquellos del clúster 2 y 3, con condiciones más cálidas y secas, integran el grupo de control. Con esta clasificación y teniendo la base de datos emparejada completa que incluye los puntajes globales y por áreas para todos los años evaluados, se aplicó el modelo para analizar el efecto del tratamiento a lo largo del tiempo.

Método 2: En este enfoque, se decidió redefinir los grupos de tratamiento y control debido a la similitud observada en los puntajes promedio entre los colegios del clúster 1 y los del clúster 2, originalmente considerados. Por esta razón, se omitió el clúster 2 del análisis. Así, el grupo de tratamiento quedó conformado por los colegios del clúster 1, mientras que el grupo de control incluyó únicamente los establecimientos del clúster 3, los cuales mostraban diferencias más marcadas antes del emparejamiento, como se ilustra en la Anexo 20.

Anexo 20. Evolución de puntajes promedio por área y clúster climático



Fuente: Elaboración propia

Para este enfoque se realizó todo el proceso de emparejamiento, incluyendo la selección de covariables, la verificación de balances y demás análisis necesarios, con el fin de evaluar si el efecto del tratamiento es significativo.

Se procedió a aplicar el modelo utilizando la base emparejada con la nueva definición de grupos de tratamiento y control.

Método 3: Para corregir posibles sesgos de selección derivados del proceso de emparejamiento y asegurar la representatividad de la muestra emparejada en el método 1 respecto a la población total de colegios del Caribe colombiano, se implementó un sistema de pesos estadísticos. Inicialmente, se calculó el tamaño poblacional de referencia contabilizando todos los colegios del Caribe disponibles en la base original. Posteriormente, se determinó el tamaño muestral emparejado contando los colegios incluidos en el proceso de emparejamiento.

Análisis comparativo del desempeño estudiantil bajo distintos métodos de Modelos

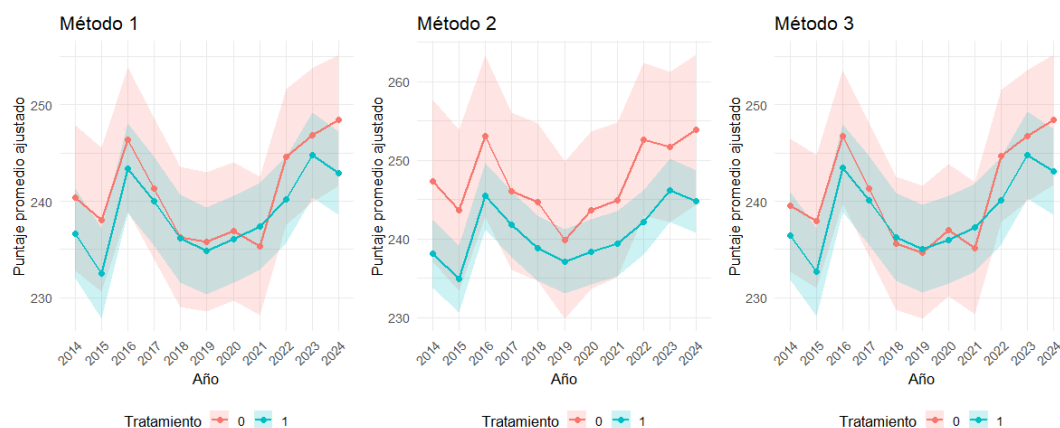
Anexo 21. Comparación de los métodos de modelo para el puntaje global

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto de tratamiento significativo ($p < 0.05$)
--------	--	---

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto de tratamiento significativo ($p < 0.05$)
Método 1: Sin ponderar	30.60	Ninguno
Método 2	30.95	Ninguno
Método 3: Con ponderación	30.20	2021 ($p = 0.044$)

Nota: Elaboración propia

Anexo 22. Comportamiento del puntaje global promedio ajustado entre grupos de tratamiento y control según método de modelado aplicado



Fuente: Elaboración propia

Anexo 23. Comparación de los métodos de modelo para el puntaje de ciencias naturales

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto de tratamiento significativo ($p < 0.05$)
Método 1: Sin ponderar	5.83	2021 ($p = 0.0386$)
Método 2	5.82	Ninguno
Método 3: Con ponderación	5.76	2021 ($p = 0.0172$)

Fuente: Elaboración propia

Anexo 24. Comportamiento del puntaje de ciencias naturales promedio ajustado entre grupos de tratamiento y control según método de modelado aplicado



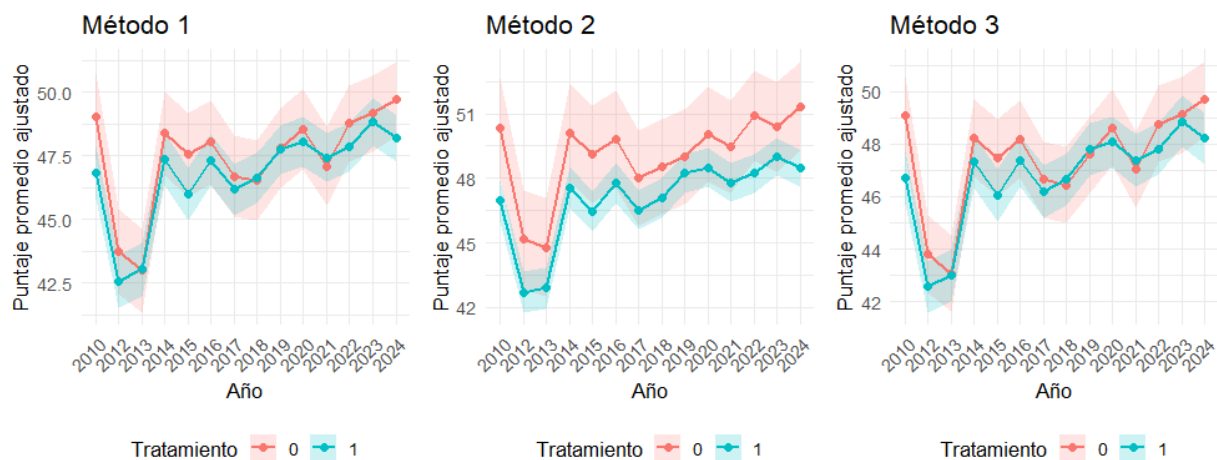
Fuente: Elaboración propia

Anexo 25. Comparación de los métodos de modelo para el puntaje de matemáticas

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto de tratamiento significativo ($p < 0.05$)
Método 1: Sin ponderar	6.23	2013, 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2023
Método 2	6.39	2019, 2023
Método 3: Con ponderación	6.48	2013, 2014, 2016, 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022, 2023

Fuente: Elaboración propia

Anexo 26. Comportamiento del puntaje de matemáticas promedio ajustado entre grupos de tratamiento y control según método de modelado aplicado



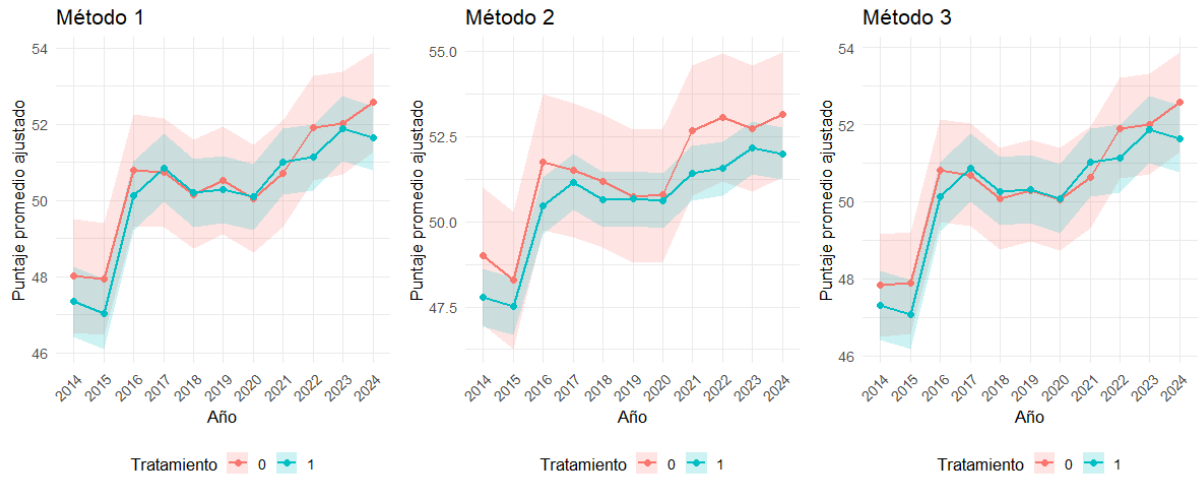
Fuente: Elaboración propia.

Anexo 27. Comparación de los métodos de modelo para el puntaje de lectura crítica

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto de tratamiento significativo ($p < 0.05$)
Método 1: Sin ponderar	5.71	Ninguno
Método 2	5.80	Ninguno
Método 3: Con ponderación	5.63	Ninguno

Fuente: Elaboración propia

Anexo 28. Comportamiento del puntaje de lectura crítica promedio ajustado entre grupos de tratamiento y control según método de modelado aplicado



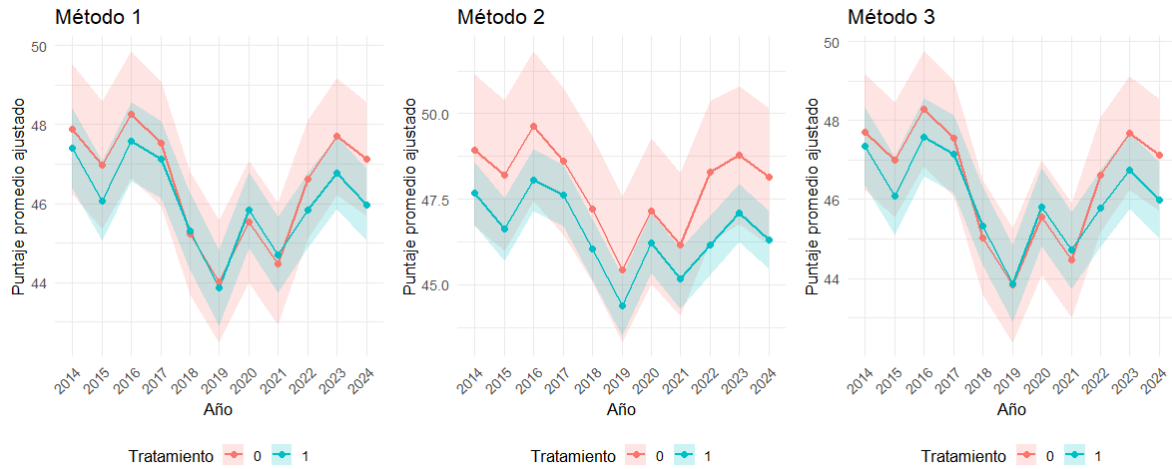
Fuente: Elaboración propia.

Anexo 29. Comparación de los métodos de modelo para el puntaje de ciencias sociales y ciudadanas

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto de tratamiento significativo (p < 0.05)
Método 1: Sin ponderar	6.22	Ninguno
Método 2	6.22	Ninguno
Método 3: Con ponderación	6.15	Ninguno

Fuente: Elaboración propia.

Anexo 30. Comportamiento del puntaje de ciencias sociales y ciudadanas promedio ajustado entre grupos de tratamiento y control según método de modelado aplicado



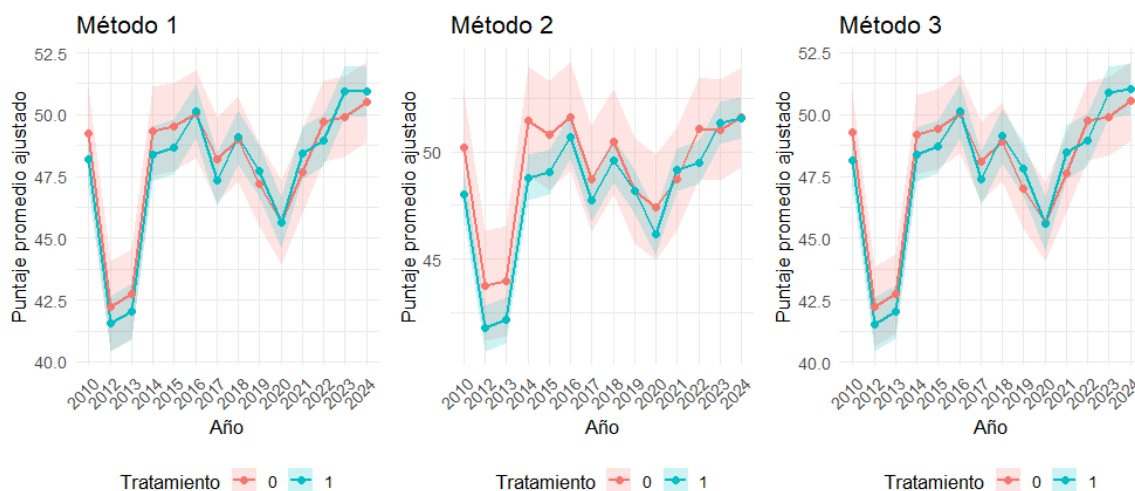
Fuente: Elaboración propia

Anexo 31. Comparación de los métodos de modelo para el puntaje de ingles

Método	Desviación estándar entre establecimientos	Años con efecto significativo ($p < 0.05$)
Método 1: Sin ponderar	6.93	2021, 2023
Método 2	7.19	2021, 2023
Método 3: Con ponderación	6.75	2018, 2019, 2021, 2023, 2024

Fuente: Elaboración propia

Anexo 32. Comportamiento del puntaje de inglés promedio ajustado entre grupos de tratamiento y control según método de modelado aplicado

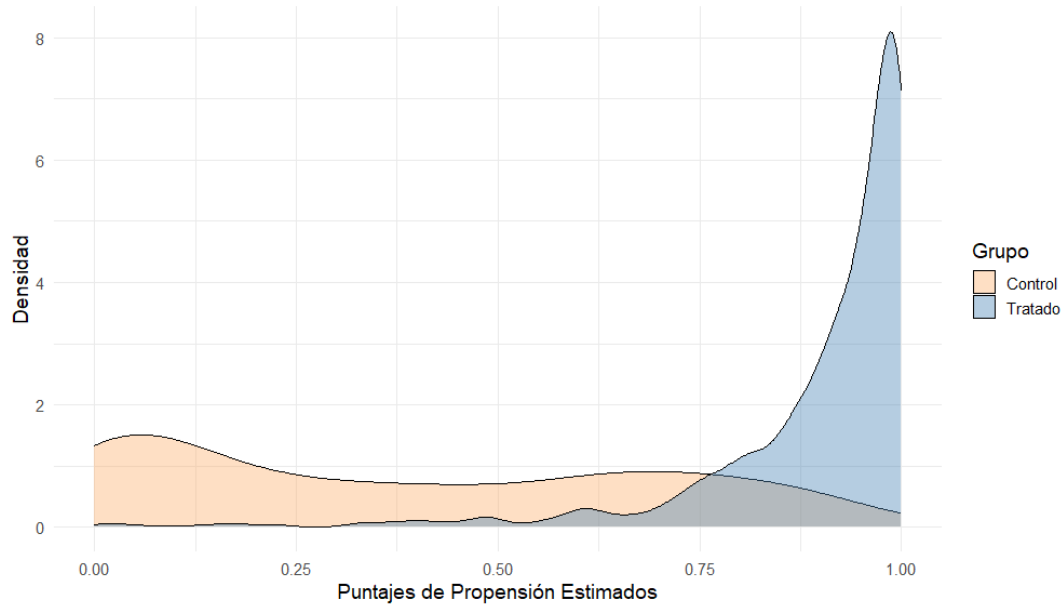


Fuente: Elaboración propia

12. Anexos – Método 2

En el Anexo 33 se observa que la región de soporte común es reducida, lo cual resulta coherente con la disminución en el número de establecimientos educativos tras la redefinición del tratamiento.

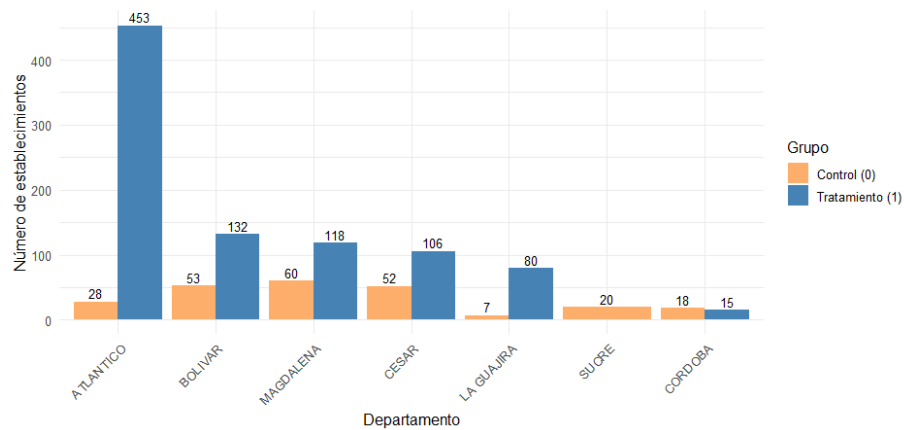
Anexo 33. Región de soporte común para el método 2



Fuente: Elaboración propia.

El Anexo 34 representa número de establecimientos dentro de cada grupo (control y tratamiento) para cada departamento usando el método 2.

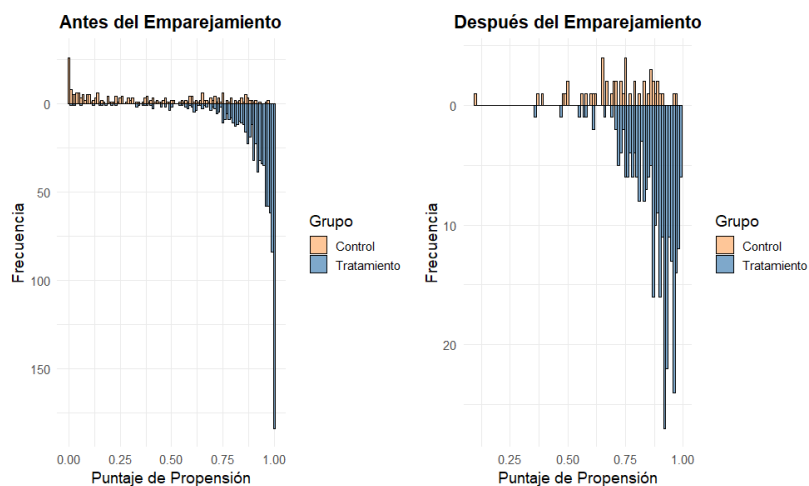
Anexo 34. Cantidad de establecimientos educativos por departamentos para los grupos de tratamiento-control Método 2



Fuente: Elaboración propia.

La figura de Anexo 35 muestra histogramas espejo de los puntajes de propensión antes y después del emparejamiento para el método 2.

Anexo 35. Comparación de grupos antes y después del emparejamiento para el método 2



Fuente: Elaboración propia

La tabla de Anexo 36 presenta los indicadores de calidad del emparejamiento para el Método 2.

Anexo 36. Comparación del balance de covariables según el método de emparejamiento para el método de modelo 2

Método	SMD promedio	Variables desbalanceadas	% desbalanceadas	Total variables	Tamaño efectivo
PSM	0.534	20	90.9%	22	476
IPTW	0.186	15	68.2%	22	1,140
CEM	0.029	1	4.5%	22	331

Nota. Elaboración propia

El Anexo 37 muestra el resumen del emparejamiento y las cantidades de colegios incluidos por grupo (control y tratamiento) para el Método 2.

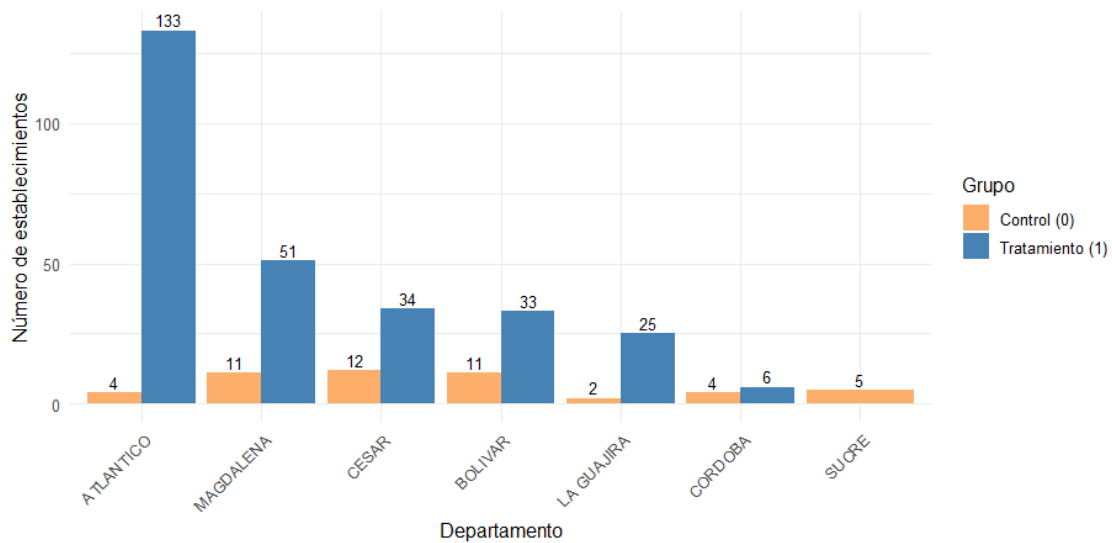
Anexo 37. Distribución de instituciones educativas a los grupos tratamiento y control después del emparejamiento para el método 2

Grupo	Control	Tratamiento
Total	238	902
Emparejados	49	282
No emparejados	189	620

Fuente: Elaboración propia

El siguiente gráfico de Anexo 38 representa número de establecimientos dentro de cada grupo (control y tratamiento) para cada departamento después del emparejamiento.

Anexo 38. Cantidad de establecimientos educativos por departamentos para los grupos de tratamiento-control después del emparejamiento para el método 2



Fuente: Elaboración propia.

Anexo 39. Estadística descriptiva de variables climáticas de las ciudades del caribe colombiano en el periodo entre 2010 y 2024

Variable	mínimo	Q1	Mediana	Q3	Máximo	Media	Varianza	Desviación Estándar
Temperatura máxima (°C)	19.2	30.2	31.6	33.8	37.9	31.9	5.32	2.31
Temperatura mínima (°C)	11.3	23.6	24.7	25.7	27.8	24.2	5.43	2.33
Radiación Solar (MJ/m²)	12.9	18.2	19.0	19.9	22.4	19.0	1.23	1.11
Precipitación (mm)	0.36	2.11	3.23	4.2	10.5	3.31	2.49	1.58
Humedad Relativa (%)	50.4	73.7	78.1	80.9	92.9	76.9	35.9	5.99
Velocidad Viento (m/s)	0.02	0.18	0.52	3.15	8.27	1.58	3.1	1.76
Sensación Térmica (°C)	18.6	38.6	42.5	48.2	54.9	43.0	38.7	6.22
Brillo Solar (h)	126.8	164.4	192.1	208.4	208.4	185	557.4	23.6

Fuente: Elaboración propia.