



Vigilada Mineducación

EVALUACIÓN DE IMPACTO A LA ESTRATEGIA "COMPUTADORES FUTURO" EN LA
TASA DE REPROBACIÓN DE ESTUDIANTES DE INSTITUCIONES EDUCATIVAS
OFICIALES DE MEDELLÍN BENEFICIADOS CON UN COMPUTADOR EN 2022

Impact Assessment of the 'Computadores Futuro' Strategy on the Failure Rate of Students from
Public Institutions in Medellín who Received a Computer in 2022.

JHON ESTEBAN MARTÍNEZ PUERTA

Trabajo de grado

Asesor

Henry Daniel Puerta Puerta

UNIVERSIDAD EAFIT

ESCUELA DE ECONOMÍA Y FINANZAS

MAESTRÍA EN ECONOMÍA APLICADA

MEDELLÍN

2023

Dedicatoria

A quienes me acompañaron en este viaje académico, gracias por su apoyo incondicional. A mis hijos, Luna y Juan Manuel que siempre son el empuje para culminar con éxito cada proyecto que emprendo.

Contenido

Introducción	9
Planteamiento del Problema	11
Justificación	14
Objetivos	16
General	16
Específicos	16
Marco Teórico	17
Antecedentes	23
Diseño Metodológico	26
Propensity Score Matching (PSM):	28
Estimación del Propensity Score	30
Emparejamiento	30
Verificación del Soporte Común (SC)	31
Verificación del balance	32
Estimación del Efecto Promedio del Tratamiento en los Tratados (ATT)	32
Desarrollo	33
Resultados	49
Modelos 1 y 2:	49
Modelos 3 y 4	52
Conclusiones	55
Referencias	57

Lista de Figuras

Figura 1. Mapa Brecha Digital Colombia 2021.....	13
Figura 2. Usuarios de Internet comparación países América Latina-OCDE, 2000-2016 (Porcentaje del total de la población).....	19
Figura 3. América Latina (10 países) y promedio de la Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos (OCDE): estudiantes de 15 años que tienen acceso a equipamiento digital en el hogar, 2018.....	20
Figura 4. Proporción de hogares con tenencia de computador y por tipo de dispositivo.	21
Figura 5. Distribución de las personas de 5 y más años que utilizaron dispositivos para acceder a Internet.	22
Figura 6. Número de Estudiantes promedio por computador en Colombia 2010 - 2022.	23
Figura 7. Estudiantes matriculados de 0 a 11 en Medellín 2019 - 2022.....	33
Figura 8. Total estudiantes matriculados por grado 2019-2022	34
Figura 9. Comparación gráfica de medias antes del emparejamiento	37
Figura 10. Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 1	40
Figura 11. Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 1	41
Figura 12. Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 2	43
Figura 13. Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 2	44
Figura 14. Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 3	46
Figura 15. Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 3.....	47
Figura 16. Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 4	48
Figura 17. Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 4.....	49

Lista de Tablas

Tabla 1. Ranking Departamental Brecha Digital 2021.....	12
Tabla 2. Diferencia de medias antes y después de emparejamiento - Modelo 1.	42
Tabla 3. Diferencia de medias antes y después de emparejamiento - Modelo 2	45
Tabla 4. Resultados Modelos 1 y 2.....	50
Tabla 5. Resultados Modelos 3 y 4.....	53

Resumen

"Computadores Futuro" es un programa de la Alcaldía de Medellín destinado a mejorar la permanencia educativa, proporcionando dispositivos tecnológicos a los alumnos de instituciones educativas oficiales de Medellín, con el objetivo de equiparlos con habilidades pertinentes para la Cuarta Revolución Industrial. La pregunta principal de la investigación fue: ¿Cuál es el impacto de la política "Computadores Futuro" en la tasa de reprobación de los estudiantes de Medellín durante el año 2022?

Utilizando la metodología Propensity Score Matching, se evaluó el impacto de esta política en cuatro diferentes restricciones sobre las muestras de los estudiantes. Los resultados indican que, en todos los modelos considerados, la política contribuyó de manera efectiva a la reducción de las tasas de reprobación, con efectos observados entre 1,3% y 3,8% según las características específicas de cada restricción de la muestra. Es decir que los estudiantes que recibieron un computador en 2022 presentaron una reducción en la probabilidad de reprobar de hasta un 3,8% en comparación con la situación hipotética de no haber recibido dicho equipo de cómputo.

Es relevante señalar que, en todos los modelos, el impacto observado fue estadísticamente significativo al nivel del 1%, lo que confirma el efecto de la intervención en relación con la tasa de repitencia de los estudiantes beneficiados.

Un hallazgo adicional y de relevancia es la relación entre la conectividad y el desempeño académico. En el Modelo 3, se observó que contar con acceso a internet reduce la probabilidad de reprobación; en el mismo sentido, en el Modelo 4, no tener conexión incrementa esta probabilidad, resaltando la importancia de la conectividad en los resultados académicos de los estudiantes.

Palabras Clave: Computadores Futuro, Evaluación de impacto, política educativa, permanencia educativa, tasa de reprobación, conectividad, políticas públicas.

Abstract

"Computadores Futuro" is a program by the Medellín City Hall aimed at enhancing educational persistence by providing technological devices to students from official educational institutions in Medellín. The goal is to equip them with relevant skills for the Fourth Industrial Revolution. The primary research question was: What is the impact of the "Computadores Futuro" policy on the failure rate of Medellín students during the year 2022?

Using the Propensity Score Matching methodology, the impact of this policy was assessed under four different sample restrictions. The findings indicate that, across all considered models, the policy effectively contributed to a reduction in failure rates, with observed effects ranging between 1.3% and 3.8%, depending on the specific characteristics of each sample restriction. That is, students who received a computer in 2022 exhibited up to a 3.8% reduction in the likelihood of failing compared to the hypothetical situation of not having received such computing equipment. It's important to note that, across all models, the observed impact was statistically significant at the 1% level, confirming the effect of the intervention concerning the repetition rate of the benefited students.

An additional and relevant finding is the relationship between connectivity and academic performance. In Model 3, it was observed that having internet access reduces the probability of failure; similarly, in Model 4, lacking connectivity increases this probability, underscoring the importance of connectivity in students' academic outcomes.

Keywords: Impact assessment, educational policy, educational retention, failure rate, connectivity, public policies.

Introducción

La conectividad y el acceso a la tecnología en el ámbito educativo se han convertido en un enfoque crucial de atención, no solo por las demandas del mercado laboral actual, sino también debido a la inequidad que puede surgir cuando estas herramientas no están al alcance de todos. En el escenario mundial, pese a los avances tecnológicos, aún existe una brecha significativa en el acceso a las TIC. Según el informe de 2022 de la UIT¹ una fracción considerable de la población mundial carece de acceso a Internet, y esto es solo la punta del iceberg.

Investigaciones previas, como el informe de la CEPAL de 2017 y datos de la UNESCO han puesto de manifiesto las disparidades en el acceso a Internet y equipos de cómputo en América Latina en comparación con países de la OCDE. A pesar de que la región ha experimentado un crecimiento en la conectividad, este no ha sido uniforme. Por ejemplo, si bien la brecha entre América Latina y la OCDE ha disminuido con el tiempo, pasando de 26,5 puntos porcentuales en 2020 a 24,5 puntos porcentuales en 2016, todavía existen diferencias notables. A nivel estudiantil, si bien la mayoría tiene acceso a Internet, la posesión de equipamiento adecuado sigue siendo un desafío, con una disparidad aún mayor cuando se compara con estudiantes de países de la OCDE, donde más del 80% de los estudiantes tienen un equipo de cómputo, mientras que en Colombia esta cifra es solo del 61%.

En el contexto colombiano, el panorama presenta similitudes con el resto de la región, pero con peculiaridades propias. A pesar de que la mayoría de los hogares urbanos poseen algún tipo de dispositivo para acceder a Internet, la situación cambia drásticamente en las zonas

¹ Unión Internacional de Telecomunicaciones, tomado de https://www.itu.int/dms_pub/itu-d/opb/ind/D-IND-GLOBAL.01-2022-SUM-PDF-S.pdf

rurales. Según datos del DANE, la proporción de hogares con dispositivos tecnológicos varía enormemente según la geolocalización. Por ejemplo, en 2021 el porcentaje de hogares de áreas urbanas principales con este tipo de dispositivos era del 46,3%, mientras que en los centros poblados y zonas rurales dispersas este porcentaje es de tan solo 9,7%. Esta disparidad en el acceso tecnológico es un problema significativo, especialmente en un momento en que la educación y las oportunidades laborales dependen en gran medida de la conectividad.

Bajo esta premisa, la Alcaldía de Medellín, en Colombia, ha lanzado el programa "Computadores Futuro", un ambicioso proyecto destinado a mejorar la permanencia educativa proporcionando dispositivos tecnológicos a los alumnos de instituciones educativas oficiales de la ciudad. Esta iniciativa no solo se centra en mantener a los estudiantes en el sistema educativo, sino que también pretende equiparlos con habilidades pertinentes para enfrentar los desafíos de la Cuarta Revolución Industrial.

Pero ¿qué tan efectivas son estas políticas? La respuesta a esta pregunta es crítica. A lo largo de la historia, numerosas políticas públicas han sido implementadas con buenas intenciones, pero con resultados mixtos o no deseados. Es aquí donde la necesidad de una evaluación de impacto rigurosa a este tipo de políticas se hace necesaria.

Dentro de este trabajo, se emprende una exploración detallada del programa "Computadores Futuro", utilizando una metodología robusta con el fin de evaluar su impacto en la tasa de reprobación de los estudiantes de Medellín. Al adoptar la metodología de Propensity Score Matching, se busca determinar si la iniciativa ha tenido un impacto positivo en la tasa de reprobación de los estudiantes, proporcionando una visión crítica de la efectividad de la política en cuestión.

Planteamiento del Problema

En todo el mundo, las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) se han convertido en una herramienta esencial en el ámbito educativo. En el caso iberoamericano, se han implementado programas exitosos para fomentar el acceso a estas tecnologías. Ejemplos de estas iniciativas incluyen el programa Una Laptop por Niño en Perú, el programa Escuela 2.0 en España, el plan Conectividad Educativa de Informática Básica para el Aprendizaje en Línea (CEIBAL) en Uruguay, el programa Magalhaes en Portugal, Um Computador por Aluno en Brasil, el Programa de Educación y Cultura Digital Telmex y la Fundación Carlos Slim en México, el programa Una Computadora por Niño en Paraguay, la Fundación Pies Descalzos en Colombia y la Fundación Zamora-Terán en Nicaragua (Choque-Larrauri, 2011). A pesar de estos esfuerzos, aún existen desafíos significativos relacionados con el acceso equitativo a la tecnología y la reducción de las brechas digitales.

En el contexto colombiano, a pesar del programa Computadores para Educar (CPE), que desde 1999 ha entregado equipos de cómputo a instituciones de educación pública en todo el país, siguen existiendo inequidades en el acceso a las tecnologías de información y comunicaciones. Esta disparidad se manifiesta más profundamente en ciertas áreas socioeconómicas, donde un gran grupo de ciudadanos aún carece de acceso a estas oportunidades tecnológicas debido a limitaciones económicas. Por ejemplo, el Índice de Brecha Digital en Colombia presentado por el Ministerio de las TIC, para 2021 se situaba en 0,4107. Esto representa una variación de 0,1561 con respecto al puntaje más alto registrado por Bogotá D.C. (0,2546) y una diferencia de 0,3425 con el puntaje más bajo, que corresponde a Vichada (0,7532) como se observa en la Tabla 1 y la Figura 1.

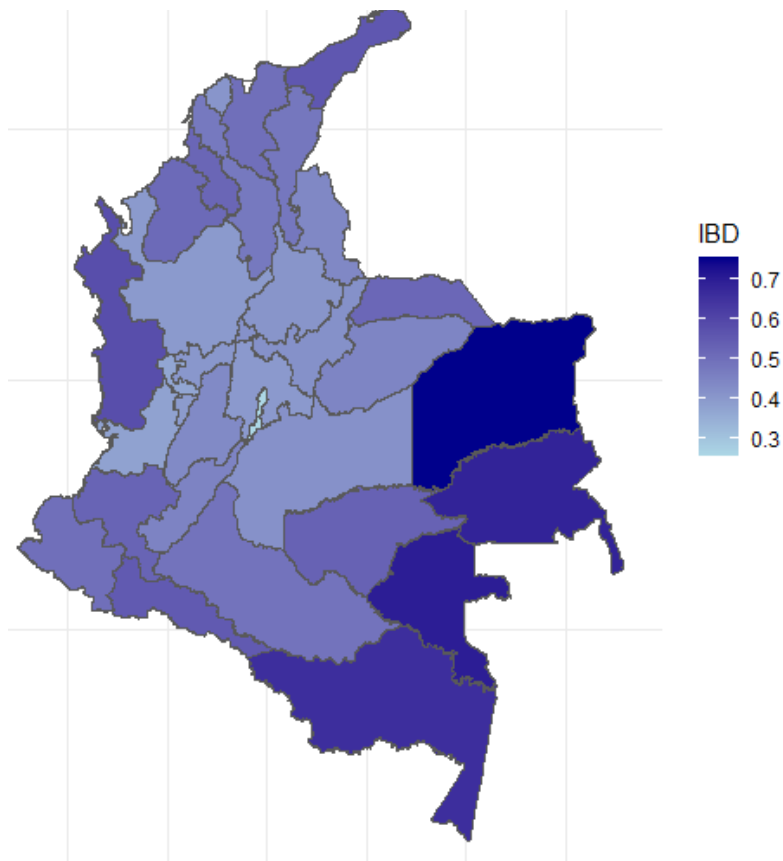
Tabla 1.*Ranking Departamental Brecha Digital 2021*

Departamento	Ranking	IBD Dpto
Bogotá D.C.	1	0,2546
Risaralda	2	0,3681
Valle del Cauca	3	0,3778
San Andrés, Providencia y Santa Catalina	4	0,39
Quindío	5	0,3942
Antioquia	6	0,3974
Cundinamarca	7	0,3978
Caldas	8	0,4028
Atlántico	9	0,408
Santander	10	0,4091
Meta	11	0,4177
Boyacá	12	0,4182
Tolima	13	0,4335
Norte de Santander	14	0,4395
Casanare	15	0,4454
Huila	16	0,4508
Bolívar	17	0,4751
Cesar	18	0,479
Caquetá	19	0,4886
Magdalena	20	0,499
Nariño	21	0,4997
Córdoba	22	0,5117
Arauca	23	0,518
Sucre	24	0,5202
Cauca	25	0,5256
Guaviare	26	0,5309
Putumayo	27	0,551
La Guajira	28	0,5572
Chocó	29	0,5797
Amazonas	30	0,6586
Guainía	31	0,6865
Vaupés	32	0,6988
Vichada	33	0,7532

Fuente: Adaptado del Índice de Brecha Digital Regional 2021 a partir de informe del Ministerio de las TIC Colombia 2022.

Figura 1.

Mapa Brecha Digital Colombia 2021



Fuente: Adaptado del Índice de Brecha Digital Regional 2021 a partir de informe del Ministerio de las TIC Colombia 2022.

Recientemente, la ciudad de Medellín ha implementado la estrategia Computadores Futuro para fortalecer el proceso de enseñanza y aprendizaje mediante la entrega de alrededor de 107,000 computadores a estudiantes, docentes y directivos docentes de instituciones educativas oficiales. A pesar de estos esfuerzos, la pregunta clave que sigue sin respuesta es cómo estas iniciativas han

afectado la reprobación o retiro de los estudiantes, la equidad educativa y el desarrollo de habilidades digitales.

En este sentido, se debe destacar la importancia de la evaluación del impacto de los programas de acceso a computadores en el ámbito educativo para entender completamente los resultados y efectos de estas iniciativas. Aunque se implementan programas en diversos países, es esencial realizar evaluaciones rigurosas que analicen cómo estas intervenciones han influido en el aprendizaje y el desarrollo de habilidades digitales. Sin este análisis, es imposible medir los éxitos, identificar áreas de mejora y aplicar las lecciones aprendidas en otros contextos.

Así, este estudio se centrará en evaluar el impacto de la entrega de computadores a los estudiantes de instituciones educativas oficiales de Medellín sobre la reprobación de aquellos alumnos que recibieron el beneficio.

Justificación

La entrega de computadores a los estudiantes de instituciones educativas oficiales en el marco del programa Computadores Futuro tiene como objetivo abordar la brecha digital existente en Medellín y promover la equidad en el acceso a la tecnología. Aunque los avances en las tecnologías de la información y comunicación han transformado la forma en que nos comunicamos y accedemos a la información, aún existen desigualdades significativas en el acceso a computadores, especialmente entre los sectores más vulnerables de la población. Esta falta de acceso puede limitar las oportunidades educativas y profesionales de los estudiantes, creando una brecha en el desarrollo de habilidades digitales necesarias para el mundo actual.

En el caso de Colombia, las estadísticas muestran una disparidad en el acceso a computadores entre las áreas urbanas y rurales. Según el Departamento Administrativo Nacional de Estadística – DANE, en 2021, la proporción de hogares con computadoras en áreas urbanas principales era del 46.3%, mientras que en centros poblados y zonas rurales dispersas era tan solo del 9.7%. Esto pone de manifiesto la necesidad de programas como Computadores Futuro para cerrar la brecha digital y proporcionar a todos los estudiantes igualdad de oportunidades en el ámbito educativo.

Además del acceso a la tecnología, es importante evaluar cómo el programa Computadores Futuro ha impactado en el rendimiento académico de los estudiantes. Estudios anteriores han demostrado que la introducción de computadores en el entorno educativo puede mejorar las habilidades en áreas clave como matemáticas, lenguaje y ciencias de acuerdo con Choque-Larrauri (2011) quien investigó los efectos del uso de computadoras portátiles en el aula y su impacto en el desempeño académico; así como como el fortalecimiento de habilidades en tecnologías de la información, el enriquecimiento del capital social, la interacción, la colaboración en grupo, el aumento de la autoconfianza, la estimulación de la creatividad, el fomento del pensamiento analítico, la habilidad para solucionar problemas, entre otros. Estos avances pueden ser especialmente relevantes para los estudiantes de instituciones educativas oficiales de Medellín, donde la entrega de computadores ha sido una iniciativa estratégica para promover la calidad de la educación y cerrar las brechas educativas.

La evaluación del impacto de la estrategia Computadores Futuro en la reprobación de los estudiantes permitirá identificar las fortalezas y debilidades del programa en términos de su impacto sobre los resultados de los estudiantes. Al analizar los datos de aprobación y reprobación de los estudiantes que han recibido computadores, se podrá determinar si existe una

mejora significativa en su desempeño académico en comparación con períodos anteriores. Esto brindará información valiosa para ajustar y mejorar el enfoque del programa, asegurando que se cumplan los objetivos educativos y se maximice el impacto positivo en los estudiantes.

Asimismo, es necesario considerar variables no observables como ciertos aspectos socioeconómicos y culturales que pueden influir en la relación entre la entrega de computadores y el rendimiento académico de los estudiantes. La evaluación del impacto de la estrategia Computadores Futuro también debe tener en cuenta factores contextuales que, al no ser fácilmente medibles, limitan los resultados, como el entorno familiar y las características socioeconómicas de los estudiantes. Estos aspectos pueden afectar la forma en que los estudiantes utilizan los computadores, el apoyo que reciben en casa y la importancia que le dan a la educación. Comprender estos factores permitirá realizar análisis más completos y contextualizados del impacto del programa.

Objetivos

General

Evaluar el impacto de la estrategia "Computadores Futuro" en la reprobación de 56.635 estudiantes entre el grado sexto y noveno de instituciones educativas oficiales de Medellín que recibieron un computador durante el año 2022.

Específicos

1. Caracterizar la población estudiantil de las instituciones educativas oficiales en Medellín que recibió un computador a través de la estrategia "Computadores Futuro" durante el año 2022.

2. Comparar el rendimiento académico de los estudiantes que recibieron un computador de la estrategia "Computadores Futuro" con el de aquellos estudiantes que no lo recibieron en el período de análisis.
3. Analizar las variaciones en la tasa de reprobación de Medellín antes y después de implementar la estrategia "Computadores Futuro".

Marco Teórico

La conectividad digital sigue siendo un desafío global en la actualidad, según el informe de la Unión Internacional de Telecomunicaciones (UIT) sobre la conectividad mundial de 2022. A pesar del avance de las tecnologías de la información y comunicación (TIC), todavía existen brechas significativas. El informe revela que el 5% de la población mundial carece de acceso a Internet, lo que equivale a aproximadamente 390 millones de personas. Además, el 32% de las personas que podrían estar conectadas aún no lo están, a pesar de tener acceso a una red de banda ancha móvil.

La falta de acceso a equipos de cómputo también es un factor crítico que contribuye a la brecha digital. Aunque algunas personas podrían tener acceso a Internet, no disponen de los dispositivos necesarios para aprovechar plenamente la conectividad digital. Esta carencia limita su participación en la sociedad digital, restringe su acceso a oportunidades educativas y profesionales, y dificulta la utilización de servicios en línea.

Estas brechas de acceso no se distribuyen de manera uniforme. Existen disparidades basadas en factores como los ingresos, la ubicación geográfica, el género y la educación. Por ejemplo, a nivel mundial, la proporción de hombres que utilizan Internet es del 62%, mientras que la proporción de mujeres es del 57%. Además, la brecha entre las zonas urbanas y rurales

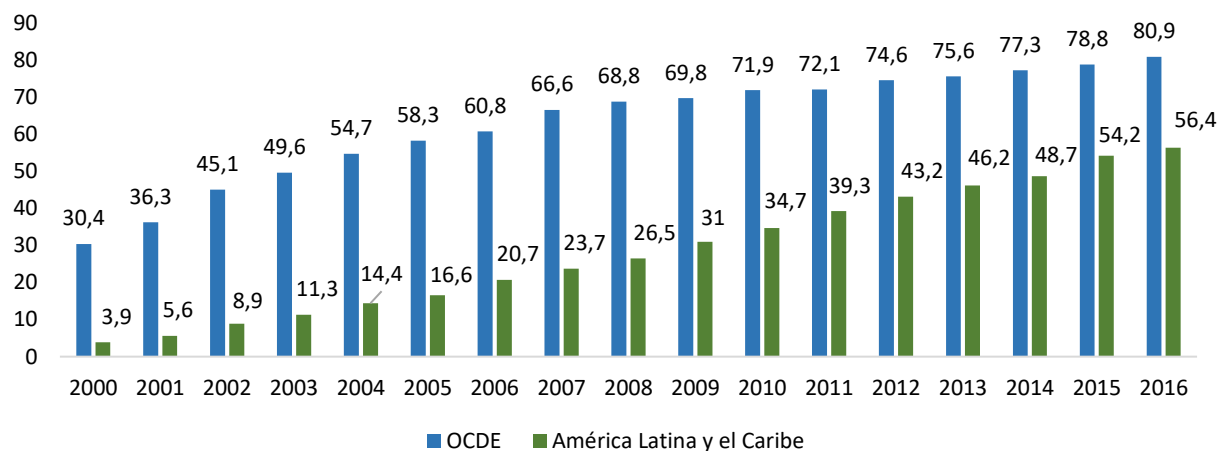
persiste, con una proporción de personas que utilizan Internet en las zonas urbanas el doble que en las zonas rurales.

Según el informe "Estado de la banda ancha en América Latina y el Caribe" de la CEPAL en 2017, se ha registrado una evolución en el acceso a Internet en la región. En el período de 2000 a 2016, el porcentaje de usuarios de Internet en América Latina aumentó en más de 50 puntos porcentuales, pasando del 3,9% al 56,4%. Sin embargo, esta evolución no fue homogénea en toda la región, ya que se registraron diferencias significativas entre los países.

Como se observa en la Figura 2, la diferencia entre América Latina y los países de la OCDE en cuanto al porcentaje de usuarios de Internet respecto a la población total también mostró cambios a lo largo del tiempo. En 2000, la diferencia era de 26,5 puntos porcentuales, alcanzando un máximo de 42,9 puntos porcentuales en 2007, y luego disminuyendo gradualmente hasta llegar a 24,5 puntos porcentuales en 2016. Esto indica que, si bien la brecha se redujo, todavía existen diferencias significativas en el acceso a Internet entre América Latina y los países de la OCDE.

Figura 2.

Usuarios de Internet comparación países América Latina-OCDE, 2000-2016 (Porcentaje del total de la población)



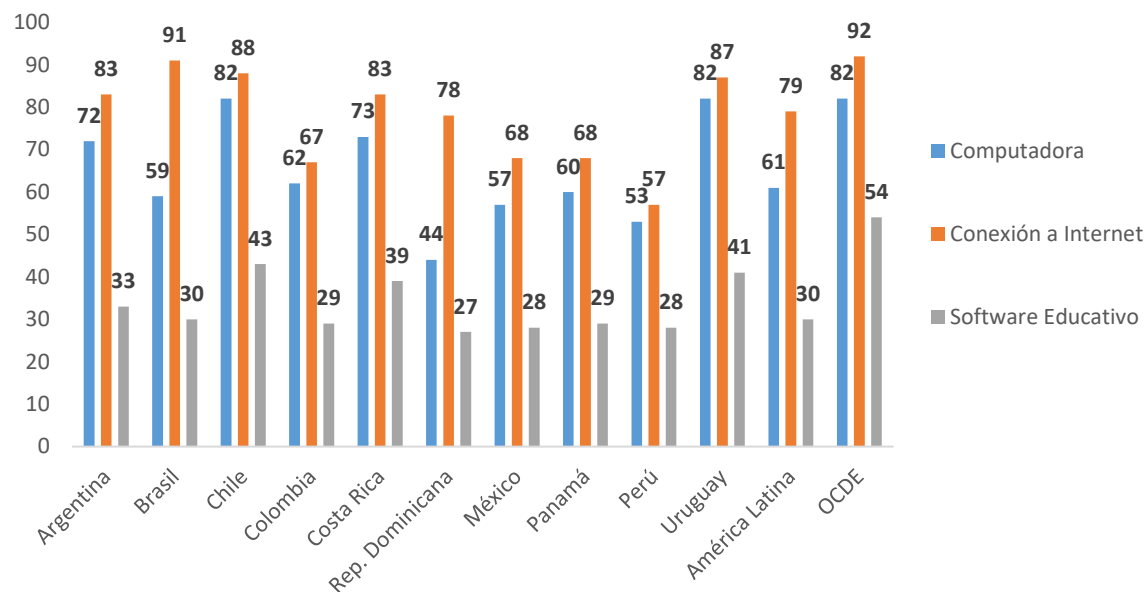
Fuente: Adaptado de Observatorio Regional de Banda Ancha (ORBA) de la CEPAL con base en Datos de UIT, World Telecommunications Indicators Database, 2017. Los datos para la OCDE no incluyen a Chile y México.

De acuerdo con el informe La Educación en Tiempos de la Pandemia de COVID-19 – UNESCO 2020, en 2018, se observó que aproximadamente el 80% de los estudiantes de 15 años que participaron en la prueba del Programa para la Evaluación Internacional de Estudiantes (PISA) en América Latina tenían acceso a Internet en sus hogares. Sin embargo, solo el 61% tenía acceso a una computadora, lo cual representa una cifra inferior en comparación con los estudiantes de los países de la OCDE. Además, se encontró que solo un tercio de los estudiantes en la región contaba con software educativo en sus hogares, en contraste con más de la mitad de los estudiantes promedio de la OCDE.

Esta cifra es más preocupante si se tiene en cuenta que Colombia, de acuerdo con este informe, es uno de los países con las cifras más bajas en los tres componentes revisados.

Figura 3.

América Latina (10 países) y promedio de la Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos (OCDE): estudiantes de 15 años que tienen acceso a equipamiento digital en el hogar, 2018.



Fuente: Adaptado de Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), sobre la base de datos de Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos (OCDE), Programa para la Evaluación Internacional de Estudiantes (PISA), 2018.

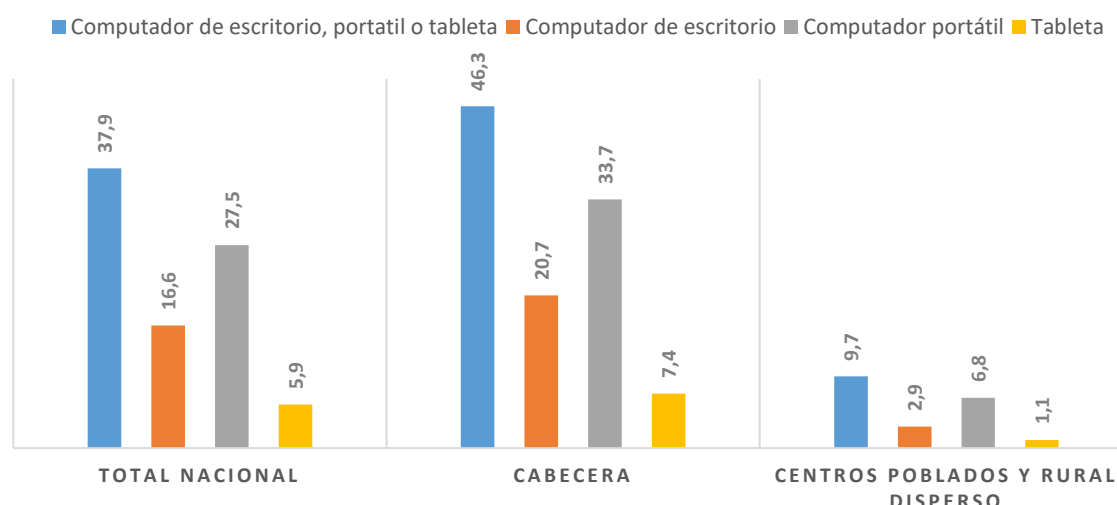
Estos datos revelan que, en general, los estudiantes de América Latina tienen menos equipamiento digital que sus pares de los países de la OCDE. Aunque la mayoría de ellos tienen acceso a Internet, todavía hay un grupo considerable de estudiantes que están completamente excluidos de esta conectividad, especialmente en países con menos recursos.

En el caso colombiano, la situación es similar, de acuerdo con el Departamento Administrativo Nacional de Estadística – DANE, en 2021, el porcentaje de hogares que tenían

computadoras de escritorio, portátiles o tabletas era del 37,9% a nivel nacional. Esta cifra variaba dependiendo de la ubicación geográfica, siendo más alta en las áreas urbanas principales con un 46,3%. En contraste, en los centros poblados y zonas rurales dispersas, la proporción era mucho más baja, alcanzando solo el 9,7%. En cuanto al tipo de dispositivo, se encontró que el uso de computadoras portátiles era predominante tanto a nivel nacional (27,5%) como en las áreas urbanas principales (33,7%) y las áreas rurales dispersas (6,8%), superando la tenencia de computadoras de escritorio y tabletas.

Figura 4.

Proporción de hogares con tenencia de computador y por tipo de dispositivo.

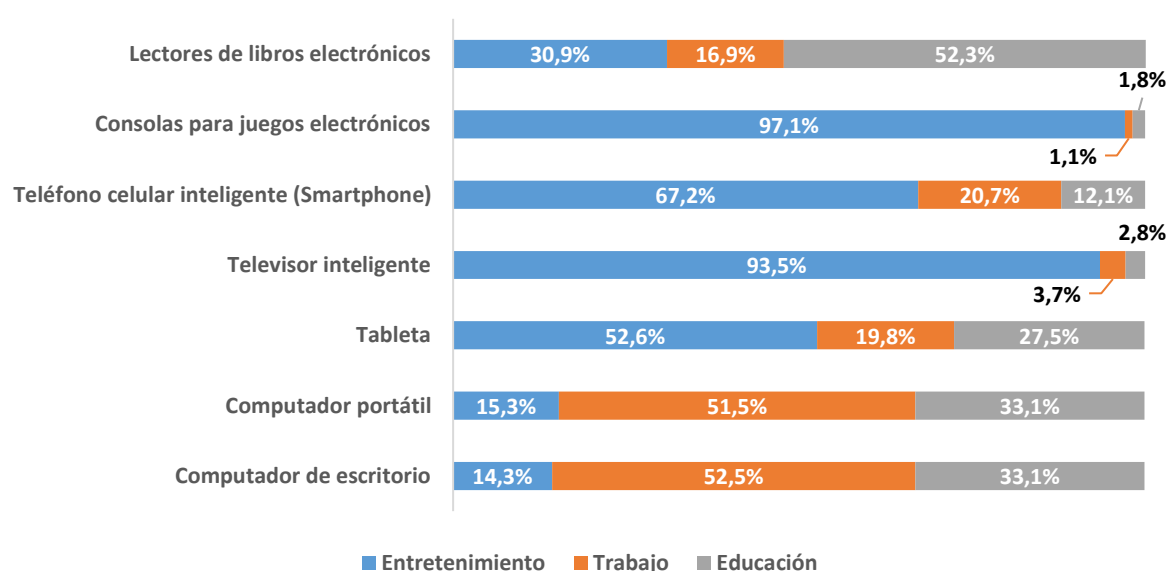


Fuente: Adaptado de Encuesta de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en Hogares – ENTIC Hogares 2021, DANE.

Esta situación puede ser más grave si se tiene en cuenta la finalidad de uso de estos dispositivos para acceder a internet, según el DANE En 2021, se observó que los dispositivos más utilizados para acceder a Internet con fines laborales fueron las computadoras de escritorio y portátiles, con un 52,5% y 51,5% respectivamente a nivel nacional. Por otro lado, los

dispositivos más utilizados para acceder a Internet con fines de entretenimiento fueron las consolas de juegos electrónicos (97,1%), los televisores inteligentes (93,5%) y los teléfonos celulares inteligentes (67,2%). En cuanto a los dispositivos utilizados principalmente para acceder a Internet con fines educativos, los lectores de libros electrónicos ocuparon el primer lugar con un 52,3% a nivel nacional.

Figura 5. Distribución de las personas de 5 y más años que utilizaron dispositivos para acceder a Internet.



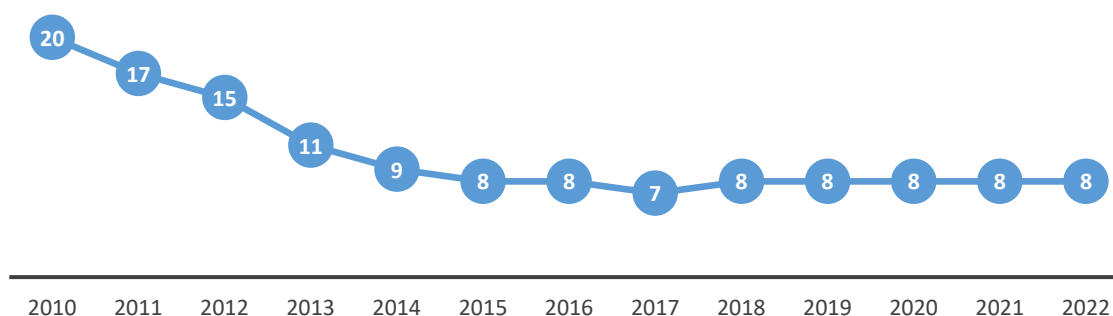
Fuente: Adaptado de Encuesta de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en Hogares – ENTIC Hogares 2021, DANE.

Según el Ministerio de Educación Nacional, el número de estudiantes por computador en Colombia ha disminuido significativamente en los últimos años. En 2010, se registraba un promedio de 20 estudiantes por computador, mientras que en 2022 esa cifra se ha reducido a 8 estudiantes. Aunque esta reducción es alentadora, aún representa una cantidad considerable, lo que indica que existe una necesidad continua de mejorar el acceso a equipos de cómputo en el

ámbito educativo. En el caso específico de Medellín, la situación es aún más favorable, con un promedio de 5 estudiantes por computador, lo que refleja un avance en el acceso tecnológico en la ciudad.

Figura 6.

Número de Estudiantes promedio por computador en Colombia 2010 - 2022.



Fuente: Adaptado de Ministerio de educación Nacional – MEN²

Antecedentes

El uso de tecnologías en el ámbito educativo ha sido objeto de análisis en diversas investigaciones y programas a nivel mundial, evidenciándose que el acceso a computadores puede tener un impacto significativo en el rendimiento académico de los estudiantes. Dentro de este contexto, el programa "Computadores Futuro" fue una iniciativa promovida por la Secretaría de Educación de la Alcaldía de Medellín, con el objetivo de potenciar el acceso a la información y fortalecer el proceso de formación académica de los estudiantes en las Instituciones Educativas públicas de la ciudad. Este proyecto estuvo dirigido a estudiantes de grados 6° a 11°, quienes

² Recuperado el 4 de julio de 2023 de: <https://www.mineducacion.gov.co/portal/micrositios-institucionales/Estrategia-de-conectividad-escolar-Conexion-Total/Conexion-Total-en-Cifras/354999:Numero-de-estudiantes-promedio-por-Computador>

recibieron un computador para su uso académico, permitiéndoles explorar programas de educación superior en Medellín y aprovechar otras oportunidades educativas.

Para ser beneficiario del programa, los estudiantes debieron estar matriculados en el Sistema Integrado de Matrícula -SIMAT- de las instituciones educativas oficiales de Medellín. Las entregas de los computadores se llevaron a cabo de manera gradual, iniciando con los estudiantes de los grados 10° y 11°, en eventos colectivos organizados por territorios y grados. Posteriormente, se fueron entregando a los grados inferiores hasta completar los niveles de secundaria (6° a 9°) y media (10° y 11°). Durante estos eventos, se solicitó a cada estudiante que se identificara con un documento de identidad original y firmara un documento que certificaba la entrega del equipo y su responsabilidad sobre el cuidado del mismo. A pesar de que una proporción muy pequeña de estudiantes, por voluntad propia, decidieron no recibir el computador, los equipos fueron priorizados para la totalidad de la población de estos grados que pertenecen al sector oficial (público).

En el ámbito internacional, se han llevado a cabo estudios que evalúan el impacto de programas similares. Por ejemplo, Choque-Larrauri (2011) investigó los efectos del uso de computadoras portátiles en el aula y su impacto en el desempeño académico. De acuerdo a este estudio, los efectos primarios de las computadoras portátiles se relacionaron con un incremento en el desempeño académico de los estudiantes en áreas como matemáticas, lenguaje y ciencias. Sin embargo, se menciona que el debate sobre estos efectos aún continúa. Adicionalmente, los efectos secundarios de las computadoras portátiles fueron evidentes en aspectos como el desarrollo de habilidades en tecnologías de la información y comunicación, la mejora del capital social, la comunicación, el trabajo en equipo, la autoestima, la creatividad, el pensamiento y

razonamiento abstracto, la resolución de problemas, la motivación para asistir a la escuela, la reducción de la brecha digital y una mayor interacción entre padres e hijos.

Por su parte, un estudio de evaluación de impacto del programa CPE realizado durante el periodo 2014-2018 analizó los efectos del programa en variables asociadas al desempeño escolar y la apropiación de tecnologías en el contexto educativo. Es interesante destacar que los resultados mostraron impactos positivos en variables como reprobación, deserción, ingreso a la educación superior y logro escolar. Específicamente, las instituciones educativas que recibieron equipos del programa CPE experimentaron reducciones en las tasas de reprobación y deserción, así como un aumento en la tasa de ingreso a la educación superior y el logro escolar. Además, es notable que los establecimientos educativos con docentes formados en la estrategia ETIC@ también presentaron reducciones en la tasa de reprobación.

Adicionalmente, en un estudio experimental realizado por el Banco Interamericano de Desarrollo – BID (2010), se utilizó una metodología rigurosa para evaluar el programa "Una Laptop por Niño" en Perú. En este estudio, se llevó a cabo una evaluación cuantitativa y cualitativa, abarcando múltiples aspectos, como el impacto en el aprendizaje, la actitud de los estudiantes, la participación de los docentes y la percepción de los padres. Los resultados revelaron que las computadoras portátiles tuvieron un efecto positivo en diferentes aspectos. A pesar de que el informe no indica la magnitud de dicho efecto, se observaron mejoras en el aprendizaje de los estudiantes, especialmente en las áreas de matemáticas y lectura. Además, se observó un aumento en la motivación y el compromiso de los estudiantes con la educación. Sin embargo, también se identificaron desafíos relacionados con el uso y la apropiación de las laptops, así como limitaciones en la conectividad y la capacitación de los docentes.

Estos hallazgos en el contexto internacional resaltan tanto los beneficios como los desafíos que presentan los programas que buscan incorporar tecnologías en el ámbito educativo. Así, el presente estudio se propone evaluar el impacto de la estrategia "Computadores Futuro" en la reprobación de los estudiantes de instituciones educativas oficiales en Medellín que han recibido un computador, contribuyendo al cuerpo de investigación existente sobre el impacto de las tecnologías en el ámbito educativo.

Diseño Metodológico

Según Bernal y Peña (2011), una evaluación de impacto aborda un dilema central: ¿cuál habría sido el desenlace para los beneficiarios si no se hubiera implementado el programa en cuestión? Este cuestionamiento ocupa gran parte de la atención y el trabajo del evaluador. Sin embargo, no es lo primero que se debe considerar. Antes de esto, el evaluador se deberá llevar a cabo dos acciones fundamentales: un riguroso análisis factual y un análisis del contexto del programa.

Desde esta perspectiva, el propósito principal de una evaluación de impacto es determinar el efecto directo que una política puede tener sobre una o más variables de resultado. El objetivo es comprender la influencia de dicha política en la variable específica, controlando simultáneamente cualquier otro elemento que pueda impactar en dicha variable. Si las circunstancias no fueran comparables, los efectos observados no se podrían atribuir únicamente a la intervención. (Cansino et al., 2010, p7)

En el marco del modelo de resultados potenciales, también conocido como el modelo Roy-Rubin, se caracteriza el indicador de intervención como D_i . En este contexto, la intervención es binaria: $D_i = 1$ si el estudiante forma parte del programa y $D_i = 0$ si no es así.

Las variables de resultado para cada participante se representan como $Y_i(D_i)$ para cada sujeto $i = 1 \dots N$, donde N es la cantidad total de individuos. Esto implica que $Y_i(1)$ describe la variable de resultado si el sujeto i es intervenido, mientras que $Y_i(0)$ representa la variable de resultado si el sujeto i no recibe la intervención. Por lo tanto, la influencia de la intervención se conceptualiza como la diferencia entre el resultado del sujeto cuando participa menos el resultado cuando este no participa, tal como se muestra en la ecuación (1).

$$\tau = Y_i(1) - Y_i(0) \quad (1)$$

Basándonos en lo anterior, podemos decir que: $E[Y_i(1)|D_i = 1]$ representa el promedio del resultado en el grupo que recibió el tratamiento, mientras que $E[Y_i(0)|D_i = 1]$ muestra qué hubiera pasado en ese mismo grupo si no hubieran recibido el tratamiento, lo que llamamos resultado contrafactual.

Claramente, no podemos obtener datos reales del resultado contrafactual, ya que una persona no puede estar al mismo tiempo en el grupo de tratamiento y fuera de él. Por eso, es vital encontrar un grupo de control, $E[Y_i(0)|D_i = 0]$, que se asemeje lo más posible al resultado contrafactual. Entonces, tenemos que:

$$E[Y_i(0)|D_i = 1] \approx E[Y_i(0)|D_i = 0] \quad (2)$$

Sin embargo, es importante reconocer que al hacer esto, estamos asumiendo que no existe un sesgo de selección. Este supuesto es fuerte y puede afectar las conclusiones derivadas de la ecuación. Por este motivo, se implementará una técnica de emparejamiento que permita

equilibrar las características observadas entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. Es importante recalcar que este tipo de técnicas solamente controla el sesgo en variables observadas, y asume que, una vez controladas estas variables, no existe sesgo debido a variables no observadas.

Después de identificar el grupo de control más adecuado, podemos deducir que el efecto de la intervención se determina por la diferencia entre el promedio (esperanza matemática) del grupo de control y el del grupo de tratamiento, es decir:

$$\varphi = E[Y_i(1)|D_i = 1] - E[Y_i(0)|D_i = 0] \quad (3)$$

Existen diferentes metodologías de evaluación de impacto que buscan determinar el efecto causal de una intervención o programa. En el contexto del desarrollo y las políticas públicas, estas metodologías son vitales para comprender y cuantificar el efecto real de un programa sobre su población objetivo, eliminando posibles sesgos y factores confusos. Las más comunes son los experimentos aleatorios, diferencias en diferencias, regresiones discontinuas y métodos como el Propensity Score Matching (PSM) (Gertler et al., 2016).

Propensity Score Matching (PSM):

El (PSM) es uno de los instrumentos más usados para la inferencia causal en situaciones donde los ensayos controlados aleatorios resultan inviables. Este enfoque fue presentado por Rosenbaum y Rubin en 1983. Estos autores proponen una metodología que permite a los investigadores emular, en cierto grado, un diseño experimental en un entorno observacional.

La idea subyacente en el trabajo de Rosenbaum y Rubin (1983) es la noción de que, en vez de ajustar o controlar por un conjunto amplio y detallado de covariables observadas X , se puede controlar por la probabilidad condicionada de recibir el tratamiento a partir de esas características, lo cual se denomina puntaje de propensión ($P(X)$). Este método ayuda a mitigar en cierta medida los desafíos asociados con la dimensionalidad, en especial cuando el conjunto de covariables X , es extenso.

El razonamiento clave de Rosenbaum y Rubin se resume en el concepto de que, si logramos equilibrar la distribución de covariables observadas entre los participantes tratados y no tratados utilizando el puntaje de propensión, entonces se puede argumentar que el tratamiento es, en esencia, aleatorio en función de ese puntaje.

Definido formalmente, si se tiene en cuenta el puntaje de propensión $P(X_i)$ para una observación o individuo i , el Efecto Promedio del Tratamiento en los Tratados (ATT por sus siglas en inglés) puede describirse mediante:

$$ATT = E[Y_1 - Y_0 | D = 1] \quad (4)$$

Donde, $E[Y_1 | D = 1]$ representa el resultado esperado en el escenario de tratamiento para los individuos que efectivamente fueron tratados, mientras que $E[Y_0 | D = 1]$ representa el resultado esperado en ausencia de tratamiento, pero condicionado por el puntaje de propensión.

En este sentido, este enfoque permite una comparación más equilibrada entre los grupos tratados y no tratados, minimizando el sesgo que puede surgir debido a las diferencias observables entre estos grupos.

Estimación del Propensity Score

Inicialmente, se debe estimar la probabilidad de recibir el tratamiento, esto se puede lograr utilizando una regresión logística, donde la variable dependiente es la de tratamiento y las variables independientes son todas las características observables relevantes, como se observa:

$$D_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (5)$$

En este caso la variable D_i tomará el valor de 1 si el individuo es beneficiario y de 0 si no lo es, β_0 representa el intercepto y $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ son los coeficientes de las variables observadas $X_1, X_2, \dots, X_k$. Esta ecuación describe la forma en que, dadas las características observables X_i y los coeficientes estimados β , se puede calcular la probabilidad de que una unidad i reciba el tratamiento.

Emparejamiento

El proceso de emparejamiento o matching juega un papel central en la metodología de PSM. Después de calcular los puntajes de propensión, el siguiente paso es emparejar a los individuos del grupo de tratamiento con aquellos del grupo de control que tienen un puntaje de propensión similar (Rosenbaum & Rubin, 1983). Existen diferentes métodos de emparejamiento, cada uno con sus propias ventajas y desafíos. Por ejemplo, el método de vecino más cercano, donde se busca al individuo del grupo de control con el puntaje de propensión más próximo al individuo tratado (Dehejia & Wahba, 2002); emparejamiento por estratos, donde se dividen los datos en estratos basados en rangos de puntajes de propensión y luego se compara dentro de estos estratos (Guo & Fraser, 2010); y emparejamiento con reemplazo, donde un individuo del

grupo de control puede ser utilizado para emparejar con múltiples individuos tratados (Stuart, 2010).

Cada técnica tiene sus aplicaciones específicas dependiendo de la naturaleza de los datos y del objetivo del estudio. Para el presente análisis, dada su robustez y capacidad para reducir sesgos, se optará por el método de emparejamiento de vecino más cercano (Caliendo & Kopeinig, 2008).

Verificación del Soporte Común (SC)

Una premisa esencial en la aplicación del PSM es que haya una superposición sustancial o "soporte común" en la distribución de los puntajes de propensión entre el grupo tratado y el grupo de control. Es vital para asegurar que cada observación tratada tenga una observación similar en el grupo de control con la que se pueda emparejar.

El soporte común se verifica gráficamente, visualizando las densidades o histogramas de los puntajes de propensión para ambos grupos y observando si hay áreas de superposición. Si hay regiones en las que no hay soporte común, las observaciones de esos intervalos no deberían ser consideradas en el análisis, ya que emparejar sobre áreas sin soporte común puede llevar a estimaciones sesgadas del efecto del tratamiento (Caliendo & Kopeinig, 2008; Becker & Ichino, 2002).

En práctica, se suelen excluir observaciones tratadas que se encuentren en regiones donde no hay individuos control para emparejar. Es vital ser cauteloso y considerar las implicaciones de excluir estas observaciones, ya que podrían ser representativas de subgrupos específicos.

Verificación del balance

Una vez realizado el emparejamiento, es crucial verificar que se haya logrado un buen balance en las covariables entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. Esto implica que las distribuciones de las características observables deben ser similares entre los dos grupos emparejados. Se pueden utilizar diversas herramientas estadísticas para evaluar el balance, como pruebas t de diferencia de medias para covariables continuas, pruebas chi-cuadrado para covariables categóricas, y la comparación de las distribuciones de los puntajes de propensión entre los dos grupos antes y después del emparejamiento (Rosenbaum & Rubin, 1985).

Estimación del Efecto Promedio del Tratamiento en los Tratados (ATT)

Una vez asegurado el balance entre los grupos, se procede a estimar el impacto del tratamiento. El ATT, como se describió anteriormente, es la diferencia en los resultados observables entre el grupo de tratamiento y el grupo de control emparejado. Dependiendo de los datos y el diseño del estudio, se pueden utilizar diversos métodos, como comparar las medias entre los grupos emparejados o realizar regresiones en la muestra emparejada (Smith & Todd, 2005).

La utilidad del PSM para evaluar el impacto de la estrategia de Computadores Futuro es clara, en ausencia de un experimento aleatorio, PSM puede ofrecer una forma robusta de controlar los sesgos observables. Sin embargo, al igual que todas las técnicas, tiene sus limitaciones, y es esencial estar consciente de ellas al interpretar los resultados.

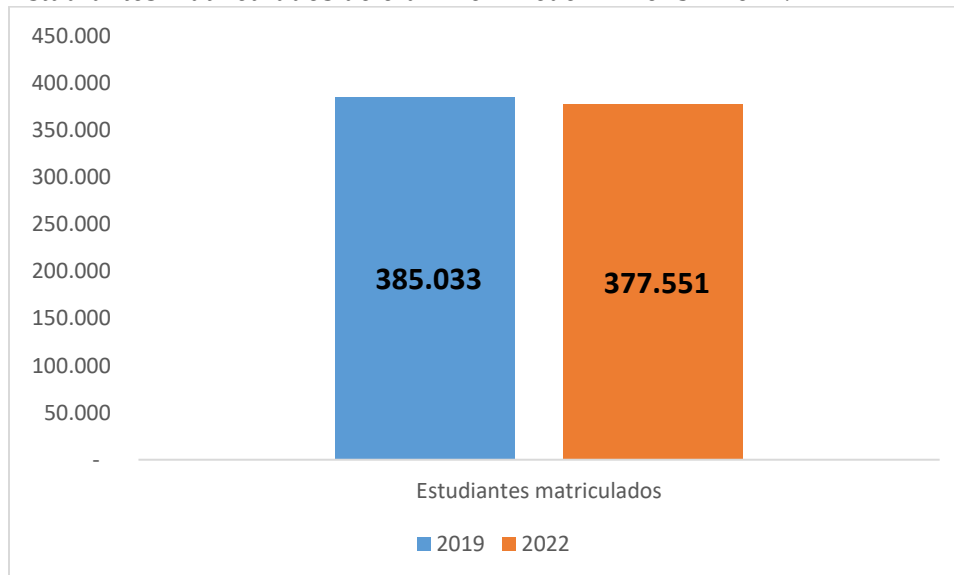
Desarrollo

Para la elaboración de la evaluación de impacto, se solicitó a la Secretaría de Educación de Medellín la información de los estudiantes que fueron beneficiarios de la estrategia Computadores Futuro durante el 2022; de la base de datos recibida por esta entidad, fue posible la extracción de 56.635 registros sin datos faltantes dentro de su caracterización.

Adicionalmente, se solicitó la información de todos los estudiantes que estuvieron matriculados durante los años 2019 y 2022; de allí se obtiene que, en 2019 estuvieron matriculados 385.033 estudiantes entre los grados 0 y 11, mientras que en 2022 fueron 377.551 de los mismos grados, lo que representa una reducción del 1,9% como se observa en la Figura 7.

Figura 7.

Estudiantes matriculados de 0 a 11 en Medellín 2019 - 2022.



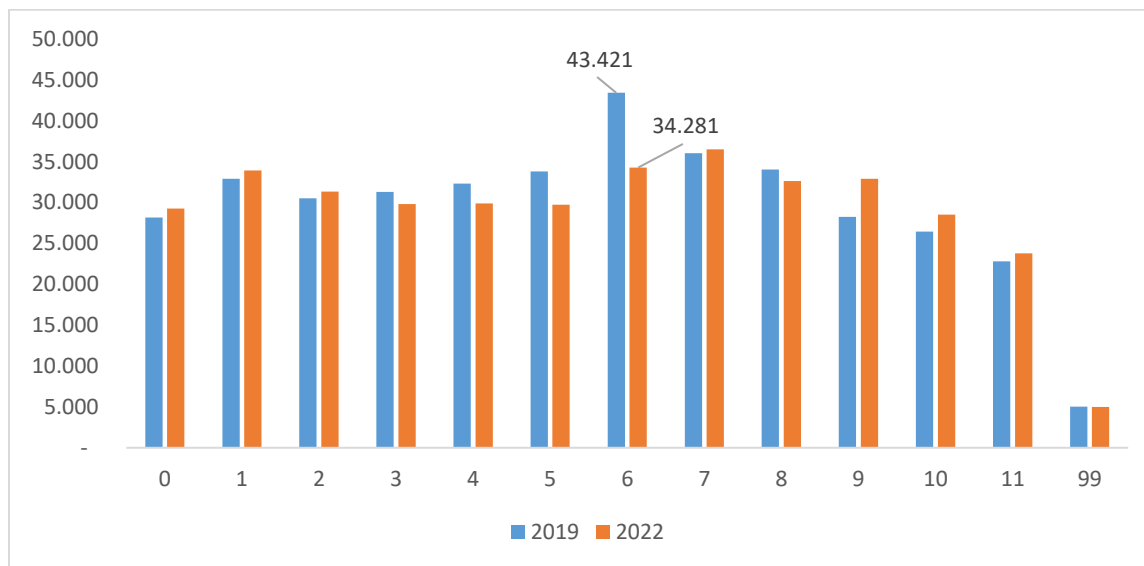
Fuente: *Elaboración propia a partir de datos reportados en SIMAT.*

Sin embargo, este fenómeno no tuvo el mismo comportamiento para todos los grados; por ejemplo, en la Figura 8 se observa que el grado 6 fue el principal causante de dicha disparidad

con una reducción del 21%, mientras que en grados como 7, 9, 10 y 11 la cantidad de estudiantes en el 2022 fue superior a la registrada en 2019.

Figura 8.

Total estudiantes matriculados por grado 2019-2022.



Fuente: Elaboración propia a partir de datos reportados en SIMAT.

Nota: El grado 99 corresponde a Aceleración del Aprendizaje, modelo educativo flexible que atiende población en extraedad entre los 10 y los 15 años de edad que no ha podido culminar su primaria.

Una vez obtenida la información indicada anteriormente, se procedió a construir la base de datos de tratados y de posibles controles; para esto, se tomaron como grupo de tratamiento los 56.635 estudiantes que contenía la base de datos recibida. Como posibles controles, se tomaron los estudiantes que estuvieron matriculados durante 2019, la decisión de tomar como grupo de control a estudiantes de vigencias anteriores se da debido a que la política fue aplicada a la

totalidad de la población de los grados beneficiados (6 a 9) lo que limita la elección de un posible grupo control en la misma vigencia.

Después de estructurar adecuadamente la información, seleccionamos las siguientes variables explicativas:

- **Zona del alumno** que tomará el valor de 1 si es rural y 0 en otro caso.
- **Género**, tomando el valor de 1 si es femenino y 0 si es masculino (no se incluyen otros géneros debido a la forma en que estos se caracterizan en la base de datos.
- **Grado académico**: tomará valores entre 6 y 11 de acuerdo con el grado académico de cada estudiante.
- **Estrato**: toma valores entre 1 y 6 de acuerdo con la clasificación socioeconómica de Colombia³.
- **Discapacidad**: toma el valor de 1 si tiene algún tipo de discapacidad y 0 en otro caso.
- **Jornada**: puede tomar valores entre 1 y 6 de acuerdo con la siguiente clasificación:
 - 1: COMPLETA
 - 2: MAÑANA
 - 3: TARDE
 - 4: NOCTURNA
 - 5: FIN DE SEMANA
 - 6: ÚNICA
- **Capacidades excepcionales**: variable que toma el valor de 1 si el estudiante tiene capacidades excepcionales y 0 en otro caso. Esta caracterización es obtenida a partir de la

³ <https://www.dane.gov.co/index.php/servicios-al-ciudadano/servicios-informacion/estratificacion-socioeconomica#:~:text=De%20%C3%A9stos%2C%20los%20estratos%201,mayores%20recursos%20econ%C3%B3micos%2C%20los%20cuales>

información diligenciada en el momento de la matrícula de los estudiantes en el Sistema de Matrícula del Ministerio de Educación.

- **Etnia**, toma el valor de 1 si pertenece a alguna etnia y 0 en otro caso.

Esta elección se basó en la disponibilidad y relevancia de los datos.

Para evaluar el impacto de la estrategia Computadores Futuro sobre la reprobación de los estudiantes se utilizaron cuatro modelos con la misma metodología (PSM) teniendo en cuenta ciertas características del contexto que pueden generar algún tipo de influencia sobre los resultados obtenidos.

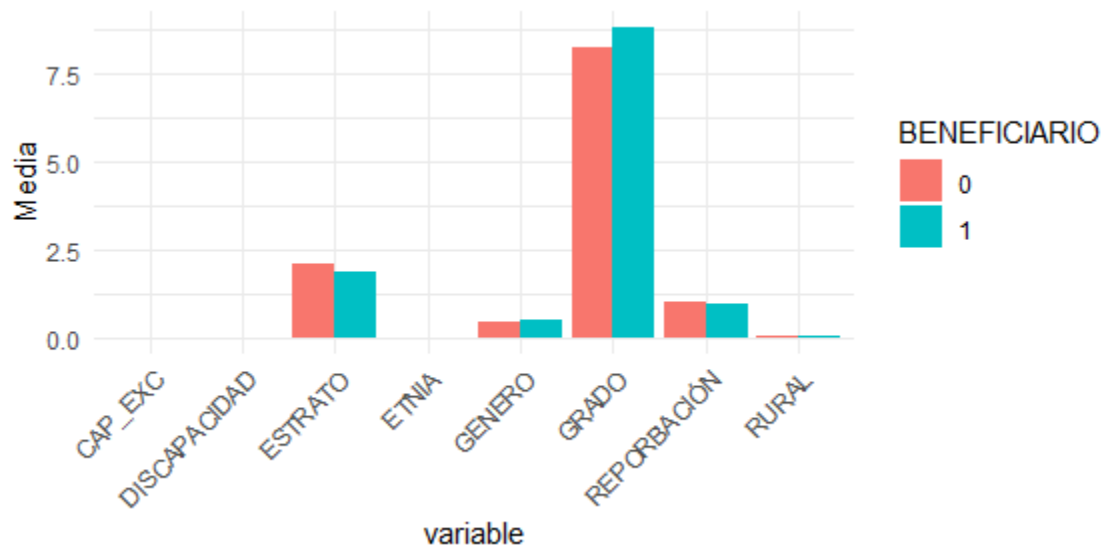
Para el primero modelo se utilizó la totalidad de los datos disponibles, tanto de participantes de la política como de posibles controles; es decir, los 56.635 estudiantes beneficiarios como tratados y 441.926 como posibles controles.

En la Figura 9, se observa que existen discrepancias en las medias entre el grupo de tratamiento y el grupo de control antes del emparejamiento en ciertas variables. Por ejemplo, el grupo de tratamiento muestra un grado promedio superior al del grupo de posibles controles; por el contrario, la variable estrato muestra un nivel superior en promedio en los posibles controles

en comparación con los tratados. En las demás variables, aunque menos perceptivo gráficamente, se observan comportamientos similares.

Figura 9.

Comparación gráfica de medias antes del emparejamiento



Fuente: *Elaboración propia a partir de datos reportados en SIMAT.*

Sin embargo, con el fin de identificar si estas diferencias son estadísticamente significativas, realizamos un test de Welch para cada una de las variables:

Capacidades Excepcionales:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$CAP_EXC by BENEFICIARIO
t = 0.80583, df = 74099, p-value = 0.4203
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.0001396047  0.0003345457
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
  0.0008214045   0.0007239340
```

Discapacidad:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$TIPO_DISCAPACIDAD by BENEFICIARIO
t = -2.637, df = 70994, p-value = 0.008365
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.0038194920 -0.0005625177
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 0.03400569      0.03619670
```

Estrato:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$ESTRATO by BENEFICIARIO
t = 76.28, df = 91922, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.2730845 0.2874882
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 2.146058      1.865772
```

Etnia:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$ETNIA by BENEFICIARIO
t = -8.065, df = 68311, p-value = 7.44e-16
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.006605903 -0.004022853
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 0.01758665      0.02290103
```

Género:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$GENERO by BENEFICIARIO
t = -10.449, df = 71966, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -0.02766261 -0.01892381
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 0.5008350      0.5241282
```

Reprobación:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$reprobado by BENEFICIARIO
t = 75.544, df = 139489, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.03968420 0.04179825
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 0.05110584      0.01036462
```

Rural:

```
Welch Two Sample t-test

data: data$RURAL by BENEFICIARIO
t = -0.39725, df = 71818, p-value = 0.6912
alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
95 percent confidence interval:
-0.002412076 0.001599101
sample estimates:
mean in group 0 mean in group 1
 0.05530111      0.05570760
```

De acuerdo con la información proporcionada por cada uno de los test, en la mayoría de las variables existe una diferencia estadísticamente significativa entre las medias del grupo de beneficiarios y no beneficiarios, a excepción de las medias entre capacidades excepcionales y la zona del alumno, que acuerdo con el p-valor, no hay evidencia suficiente para afirmar que hay una diferencia significativa en las medias de estas variables.

Como se indicó en la metodología, el paso a seguir es calcular la probabilidad de participación de ambos grupos para la elección del grupo de control más idóneo, para esto se estimó el modelo probit de la ecuación (6). Una vez calculado el puntaje de participación, se procedió a realizar un emparejamiento con el método de vecino más cercano usando el paquete MatchIt del software R.

$$BENEFICIARIO_i = \beta_0 + \beta_1RURAL + \beta_2GENERO + \beta_3GRADO + \beta_4ESTRATO + \beta_5DISCAPACIDAD + \beta_6TIPOJORNADA + \beta_7CAPEXC + \beta_8ETNIA + \varepsilon \quad (6)$$

Las Figuras 10 y 11 muestran la distribución del Propensity Score para los grupos antes y después del emparejamiento, respectivamente. En la Figura 11, la superposición gráfica entre los grupos de tratamiento y control es evidente, lo que confirma la existencia de soporte común. Adicionalmente, se observa que al aplicar la metodología des vecino más cercano, se logra un emparejamiento 1 a 1, dejando 385.291 observaciones por fuera de la muestra.

Figura 10.

Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 1

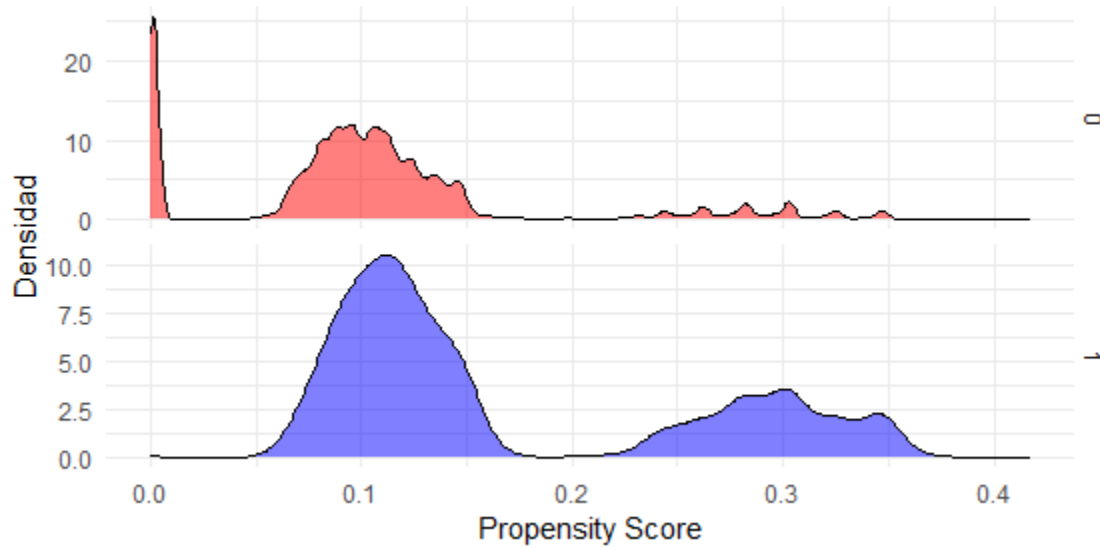
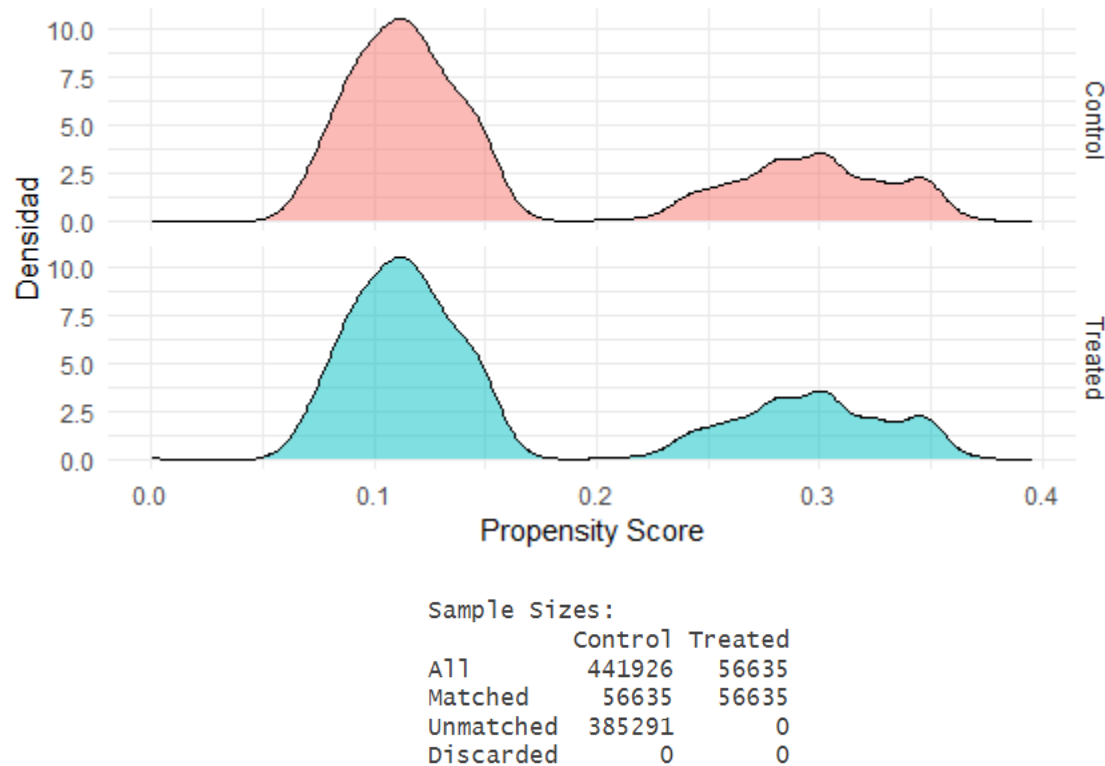


Figura 11.

Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 1



Esta información es consistente con la que se observa en la Tabla 2, después de aplicar el emparejamiento, se logra disminuir significativamente la diferencia de medias en varias variables. Por ejemplo, para la variable género, la diferencia de medias estandarizadas se redujo de 0.0466 antes del emparejamiento a un insignificante 0.0004 después del mismo. En el caso de grado, la diferencia pasó de 0.3944 a -0.0216. Mientras que, para estrato, la diferencia cambió de -0.3627 a 0.0028. Adicionalmente, se observa que el p-valor de cada una de las variables es superior a 0.05, por lo que no tenemos evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula, es decir que no es posible afirmar que hay una diferencia significativa entre las medias de estas variables. En este sentido, se puede identificar que el emparejamiento logra un balance entre los grupos tratado y control respecto a estas variables observables.

Tabla 2.*Diferencia de medias antes y después de emparejamiento - Modelo 1.*

Variable	Std. Mean Diff.		p-value
	Antes	Después	Después
RURAL	0.0018	0.0011	0.8661313
GENERO	0.0466	0.0004	0.9525581
GRADO	0.3944	-0.0216	0.9527750
ESTRATO	-0.3627	0.0028	0.7378484
DISCAPACIDAD	0.0117	0.0135	0.5437111
CAP_EXC	-0.0036	0.0112	0.2920199
ETNIA	0.0355	0.0119	0.5095202
Distancia	10.704	0.0000	

Sin embargo, el modelo anterior podría presentar incongruencias al considerar a todos los estudiantes que recibieron un computador en 2022, especialmente porque algunos de ellos lo obtuvieron hacia el final del año. Es probable que los efectos atribuidos a la estrategia no sean precisos para estos estudiantes, ya que, al acercarse al término del año académico, las decisiones sobre reprobación ya estarían influenciadas por el desempeño previo del estudiante a lo largo del año.

Por esta razón, se decidió estimar un segundo modelo que limita el grupo de tratados solo a aquellos estudiantes que recibieron el computador en el primer tercio del año.

Una vez restringido el grupo de control a los beneficiarios de la primera parte del año, y aplicando los pasos del modelo 1, se obtienen los resultados de las figuras 12 y 13. Nuevamente

se observa que después del emparejamiento (Figura 13) la distribución del propensity score es altamente similar entre ambos grupos, confirmando nuevamente la existencia de soporte común. Asimismo, se observa como después de emparejar a través del vecino más cercano, se descartan 433.267 observaciones.

Figura 12.

Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 2

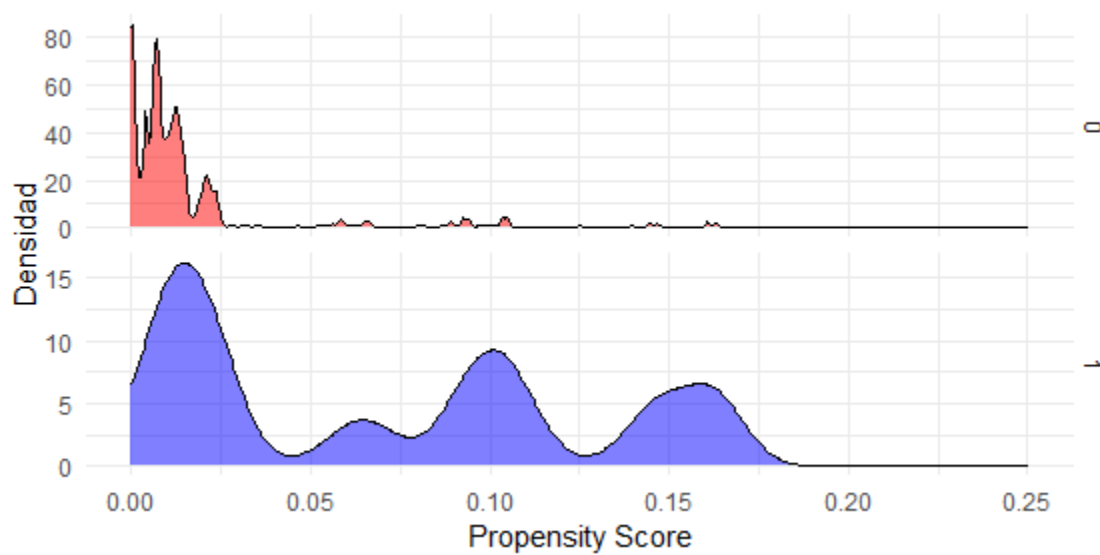
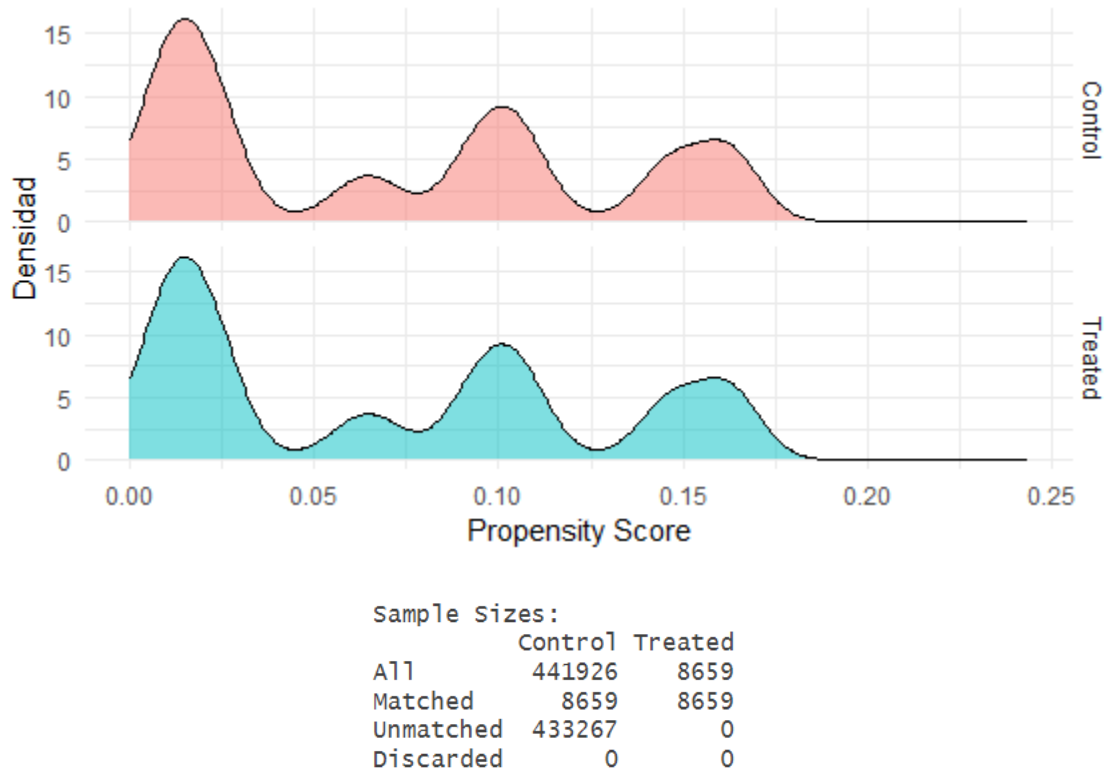


Figura 13.

Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 2



En la Tabla 3, como en el modelo 1, se observa que las diferencias en las medias de las variables entre los dos grupos se redujeron drásticamente después del emparejamiento. Por ejemplo, para la variable rural, la diferencia de medias antes del emparejamiento era de -0.0221 y después del emparejamiento pasó a ser de 0.0047. Adicionalmente, para cada una de las variables el p-valor es nuevamente superior a 0.05. Esta tendencia se observa en todas las variables listadas, lo que sugiere que, nuevamente, el emparejamiento fue exitoso en equilibrar las características de los dos grupos.

Tabla 3.*Diferencia de medias antes y después de emparejamiento - Modelo 2*

Variable	Diff	Diff	p-value
	Antes	Después	Después
RURAL	-0.0221	0.0047	0.8344933
GENERO	0.0772	0.0032	0.9756775
GRADO	1.1779	-0.0121	0.7873161
ESTRATO	-0.6931	-0.0014	0.9733623
DISCAPACIDAD	-0.0115	0.0105	0.9310615
CAP_EXC	-0.0049	0.0088	0.7814465
ETNIA	0.0147	0.0133	0.7402710

En los siguientes dos modelos, refinamos aún más la muestra a partir de ciertos criterios. Inicialmente, se incorporaron las siguientes dos variables adicionales tomadas de la base de datos del Sisbén Medellín:

- **Categoría del Sisbén:** de acuerdo con la información reportada en la página web del Sisbén⁴, existen cuatro grupos de clasificación: A, B, C y D. Cada uno ubica a las personas según su capacidad para generar ingresos y sus condiciones de vida:
 - Grupo A: Población en pobreza extrema.
 - Grupo B: Población en pobreza moderada.
 - Grupo C: Población vulnerable.
 - Grupo D: No pobre, no vulnerable.

⁴ Recuperado el 19 de sept. de 23 de <https://www.sisben.gov.co/Paginas/consulta-tu-grupo.aspx>

- **Acceso a internet:** Esta variable no fue modificada, tomando el valor de 1 si el estudiante reporta que tiene acceso a internet y 2 en otro caso.

La incorporación de la segunda variable resulta fundamental, teniendo en cuenta que el acceso a internet es esencial para interpretar el impacto que podría tener un computador en los resultados académicos de un estudiante. Sin embargo, es importante señalar que no todos los estudiantes están caracterizados en esta base de datos; por este motivo, para el modelo 3, se le asigno el valor de cero a estas dos variables en los casos donde no se tenía información sobre un estudiante, suponiendo que esta falta de caracterización es aleatoria y, por lo tanto, es probable que se distribuya equitativamente entre el grupo de tratamiento y el grupo de control.

Nuevamente, se realizaron los pasos descritos anteriormente con el fin de realizar el emparejamiento y obtener el mejor grupo de tratamiento y control, en las figuras 14 y 15 se observan los resultados obtenidos. Donde claramente, se continúa confirmando la existencia de soporte común.

Figura 14.

Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 3

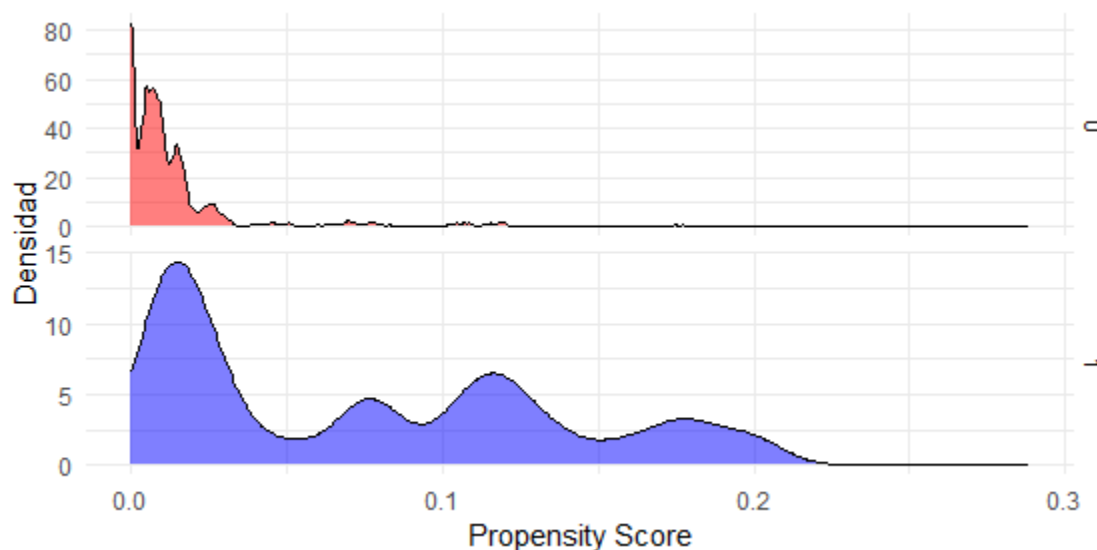
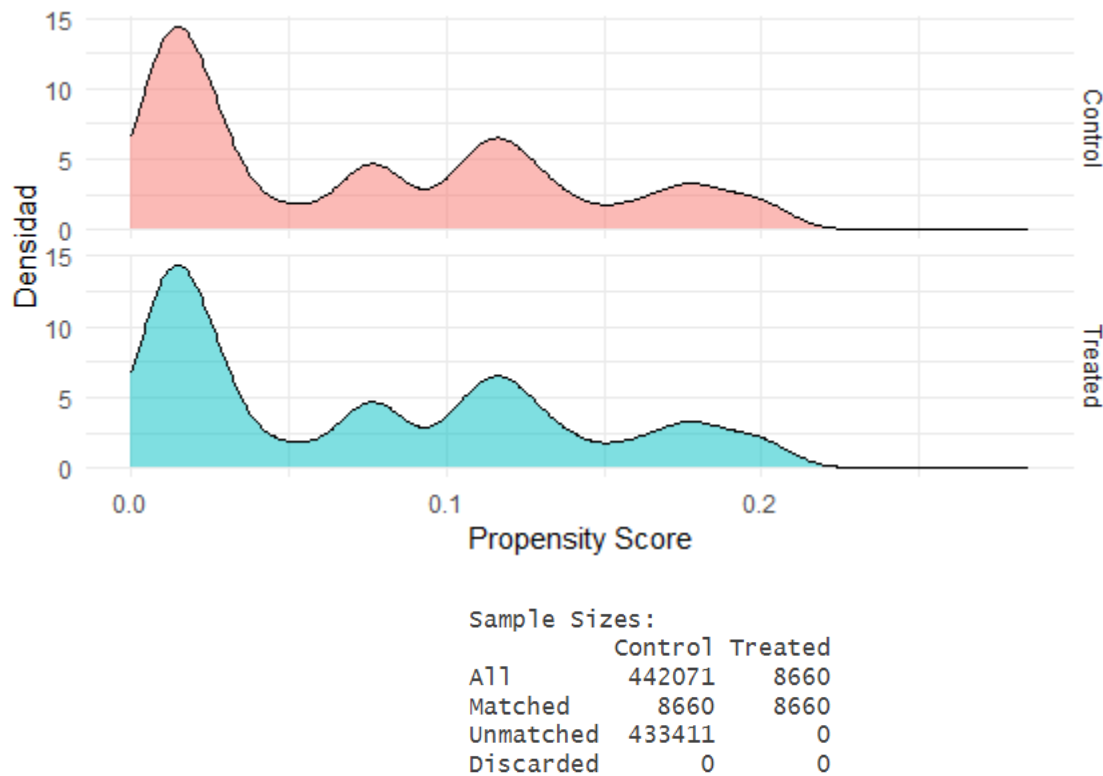


Figura 15.

Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 3



Para el modelo 4, se restringió nuevamente la muestra, en lugar de incluir a todos los estudiantes, se tomaron exclusivamente aquellos que están claramente caracterizados dentro de la base de datos del Sisbén. Esta decisión se basó en la premisa de que, al enfocarnos en un grupo de estudiantes con información más completa y específica, podemos obtener una representación más precisa y confiable del impacto de la política. Los resultados de este emparejamiento se observan en las figuras 16 y 17, confirmando la existencia de soporte común.

Figura 16.

Propensity Score antes de emparejamiento - Modelo 4

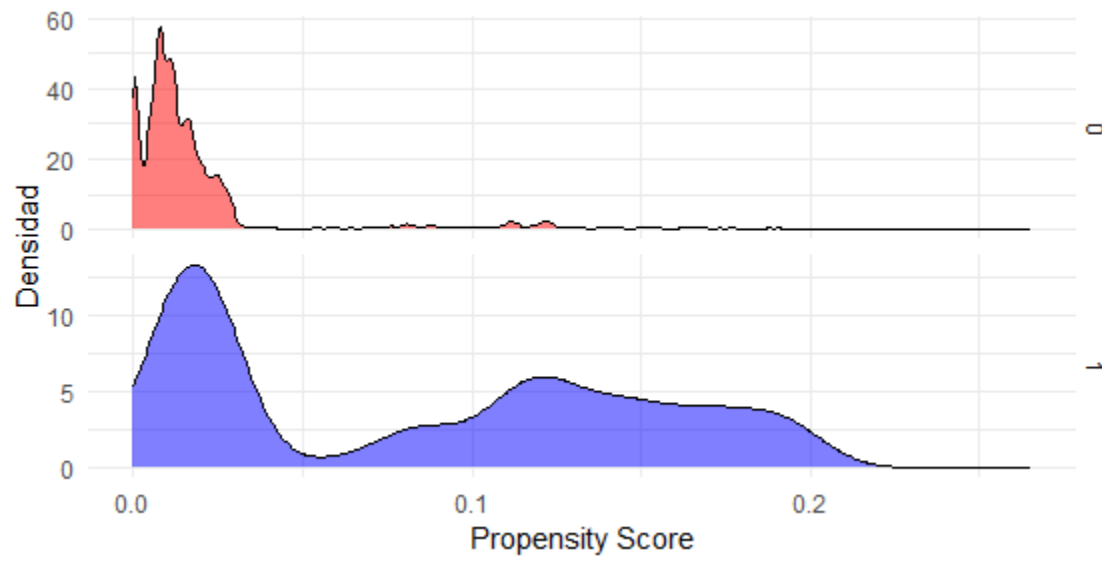
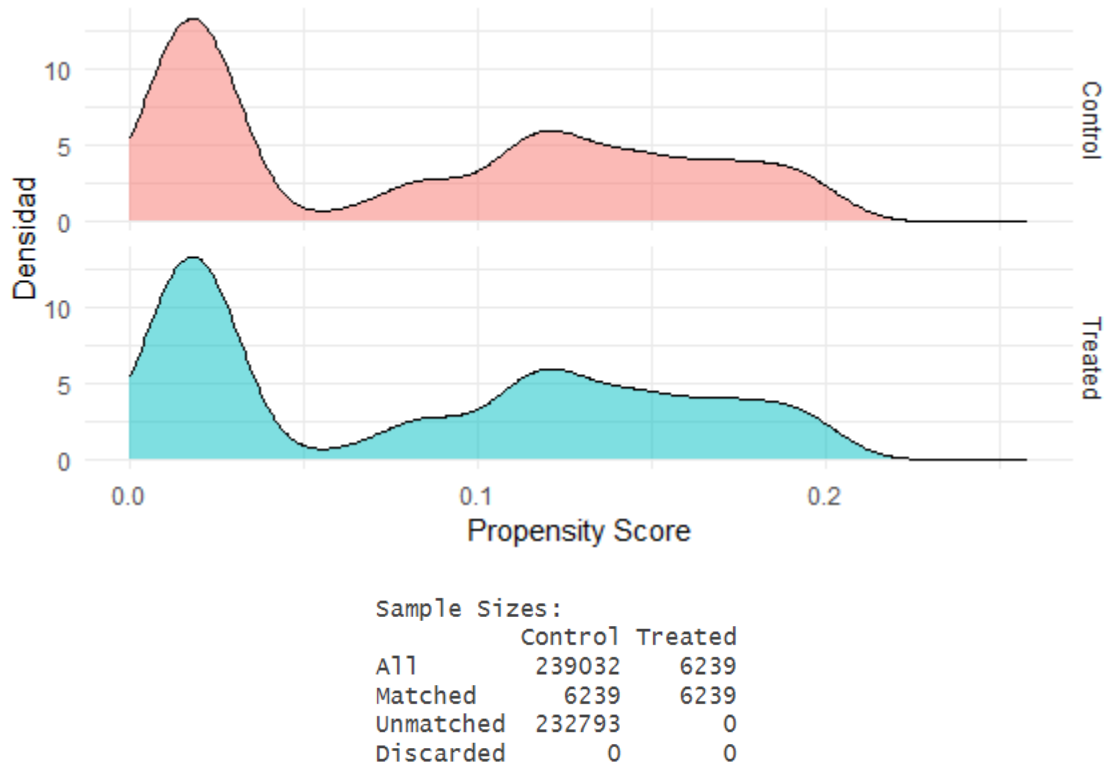


Figura 17.

Propensity Score después de emparejamiento - Modelo 4



Resultados

Después de asegurar un emparejamiento adecuado para cada una de las restricciones a las muestras indicadas en el apartado anterior, se procedió con el análisis mediante una regresión lineal para determinar el impacto generado por la política. A continuación, se detallan los resultados obtenidos, para cada uno de los modelos:

Modelos 1 y 2:

Como se indicó en el apartado anterior, ambos modelos están fundamentados en la misma ecuación (7). No obstante, hay una distinción clave entre ellos: mientras el Modelo 1 engloba a

todos los estudiantes que se beneficiaron de la política durante el 2022, el Modelo 2 se circunscribe exclusivamente a aquellos que obtuvieron un computador en el primer tercio del mencionado año.

$$\begin{aligned} reprobado = & \beta_0 + \beta_1 BENEFICIARIO + \beta_2 RURAL + \beta_3 GENERO + \beta_4 GRADO + \\ & \beta_5 ESTRATO + \beta_6 DISCAPACIDAD + \beta_7 TIPOJORNADA + \beta_8 CAPEXC + \beta_9 ETNIA + \varepsilon \end{aligned}$$

(7)

Una vez estimados ambos modelos se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 4.

Resultados Modelos 1 y 2

Dependent variable:				
reprobado				
	Modelo 1		Modelo 2	
BENEFICIARIO	-0.038***	(0.001)	-0.021***	(0.003)
RURAL	0.002	(0.002)	0.007	(0.006)
GENERO	-0.007***	(0.001)	-0.007**	(0.003)
GRADO	-0.005***	(0.0004)	-0.020***	(0.001)
ESTRATO	-0.009***	(0.001)	-0.008***	(0.002)
TIPO_DISCAPACIDAD	0.004	(0.003)	-0.009	(0.008)
TIPO_JORNADA2	-0.104***	(0.016)	-0.411***	(0.088)
TIPO_JORNADA3	-0.105***	(0.016)	-0.428***	(0.088)
TIPO_JORNADA4	0.070**	(0.028)	-0.073	(0.093)

TIPO_JORNADA5	0.006	(0.033)	-0.084	(0.096)
TIPO_JORNADA6	-0.110***	(0.016)	-0.428***	(0.088)
CAP_EXC	-0.024	(0.020)	-0.024	(0.049)
ETNIA	0.009***	(0.003)	-0.005	(0.010)
Constant	0.221***	(0.016)	0.685***	(0.088)
Observations	113,27		17,318	
R2	0.019		0.040	
Adjusted R2	0.019		0.039	
Residual Std. Error	0.168 (df = 113256)		0.175 (df = 17304)	
	170.832*** (df = 13;		55.352*** (df = 13;	
F Statistic	113256)		17304)	
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01			

Como se observa en la Tabla 4, en el modelo 1, que considera todos los estudiantes beneficiados con la política, ser beneficiario reduce la probabilidad de reprobar en un 3.8% en comparación con aquellos que no son beneficiarios. Esta relación es estadísticamente significativa al 1%, lo que sugiere que el programa tiene un impacto positivo en la reducción de la probabilidad de reprobar. Por su parte, en el modelo 2, que sólo considera a aquellos que recibieron un computador en el primer tercio del año, ser beneficiario también reduce la probabilidad de reprobar, pero en un 2.1%. Aunque la magnitud es menor, sigue siendo estadísticamente significativa al 1%. Esto podría sugerir que restringir la muestra reduce los efectos que no son atribuibles a la política.

La variable rural, no mostró un impacto estadísticamente significativo en la probabilidad de reprobar en ninguno de los dos modelos, aunque en el modelo 2, la magnitud del efecto es mayor. Con respecto al género, hay una relación negativa con la probabilidad de reprobar en ambos modelos, siendo esta relación más fuerte y significativa en el modelo 1. Esto indica que, al controlar por otras variables, el género tiene una influencia en la probabilidad de reprobar.

Otras variables, como grado, estrato y etnia, muestran relaciones estadísticamente significativas en ambos modelos, pero con magnitudes y direcciones diferentes, lo que sugiere que las características y condiciones de los estudiantes tienen un impacto en la reprobación y este impacto puede variar según la muestra analizada.

Modelos 3 y 4

Los modelos 3 y 4, como se advirtió anteriormente, restringen aún más la muestra de los beneficiarios de la política, si bien ambos integran dos variables adicionales, el grupo al que pertenecen en la categorización del Sisbén y la presencia o ausencia de internet, se diferencian en la configuración de su muestra. El Modelo 3 es más amplio, incluyendo tanto a estudiantes caracterizados en el Sisbén como a aquellos que no lo están, mientras que, el Modelo 4 se concentra solamente en aquellos estudiantes que están identificados dentro del Sisbén. En ese sentido, a la ecuación (7) se le agregarán dos nuevas variables, dando como resultado la ecuación (8).

$$\begin{aligned} \text{reprobado} = & \beta_0 + \beta_1 \text{BENEFICIARIO} + \beta_2 \text{RURAL} + \beta_3 \text{GENERO} + \beta_4 \text{GRADO} \\ & + \beta_5 \text{ESTRATO} + \beta_6 \text{DDISCAPACIDAD} + \beta_7 \text{TIPOJORNADA} + \beta_8 \text{CAPEXC} \\ & + \beta_9 \text{ETNIA} + \beta_{10} \text{GRUPOSISBEN} + \beta_{11} \text{TIENEINTERNET} + \varepsilon_i \end{aligned}$$

(8)

Estimando ambos modelos se obtienen los resultados de la Tabla 5:

Tabla 5.

Resultados Modelos 3 y 4

Dependent variable:				
reprobado				
	Modelo 3		Modelo 4	
BENEFICIARIO	-0.020***	0.003	-0.013***	0.003
RURAL	-0.001	0.006	-0.00004	0.007
GENERO	-0.007***	0.003	-0.004	0.003
GRADO	-0.007***	0.001	-0.005***	0.001
ESTRATO	-0.010***	0.002	-0.007***	0.002
TIPO_DISCAPACIDAD	-0.001	0.008	-0.005	0.008
TIPO_JORNADA2	-0.434***	0.087	0.037	0.113
TIPO_JORNADA3	-0.439***	0.087	0.037	0.113
TIPO_JORNADA4	-0.236**	0.092	0.220*	0.116
TIPO_JORNADA5	-0.336***	0.094	0.130	0.119
TIPO_JORNADA6	-0.462***	0.087	0.017	0.113
CAP_EXC	-0.024	0.053	-0.014	0.056
ETNIA	-0.016	0.010	-0.005	0.012
grupoSisbenB	-0.010*	0.005	-0.011**	0.005
grupoSisbenC	-0.010*	0.005	-0.012**	0.005
grupoSisbenD	-0.012	0.009	-0.013	0.008

ind_tiene_internet1	-0.009***	0.003	-0.011**	0.003
Constant	0.595***	0.087	0.088	0.113
Observations	17,32	12,478		
R2	0.030		0.021	
Adjusted R2	0.029		0.019	
Residual Std. Error	0.174 (df = 17301)		0.159 (df = 12460)	
	29.737*** (df = 18;		15.365*** (df = 17;	
F Statistic	17301)		12460)	
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01			

De acuerdo con la Tabla 5, el coeficiente de la variable BENEFICIARIO en el Modelo 3 es de -0.020 con un error estándar de 0.003 y es estadísticamente significativo al 1%, lo que indica que, manteniendo constantes las demás variables, los estudiantes que son beneficiarios de la política tienen, en promedio, una disminución del 2% en la probabilidad de reprobar en comparación con aquellos estudiantes que no son beneficiarios.

Por otro lado, en el Modelo 4, el coeficiente es ligeramente menor, de -0.013 con un error estándar de 0.003 y también es estadísticamente significativo al 1%. En este caso, el ser beneficiario se asocia con una reducción del 1.3% en la probabilidad de reprobar, cuando se mantienen constantes las demás variables.

El acceso a internet también juega un papel importante en la probabilidad de reprobar. Tanto en el Modelo 3 como en el Modelo 4, tener acceso a internet disminuye la probabilidad de reprobar, en 0.9% y 1,1% respectivamente. Esto sugiere que el acceso a internet puede tener un impacto positivo en el rendimiento académico.

Conclusiones

Tras el análisis realizado, se evidencia claramente que la política tiene un impacto positivo en la reducción de la probabilidad de reprobación entre el 1,3% y el 3,8%. Todos los modelos analizados indican una dirección de impacto uniforme, siendo significativo al 1%. A partir de esto podemos concluir que, en ausencia de la política, los estudiantes tendrían una probabilidad de reprobación de entre 1,3% y 3,8% superior a la evidenciada con la existencia de la política. Si lo comparamos con la tasa de reprobación en las instituciones educativas oficiales registrada en la página web⁵ de la Secretaría de Educación de Medellín de 9.9% en 2022, se podría concluir que, sin la implementación de la política, la tasa podría haber sido de entre el 11,2% y 13,7%.

En este sentido, y teniendo en cuenta que la población de básica secundaria y media matriculada en establecimientos educativos oficiales de Medellín, durante el 2022 fue de 152.021 estudiantes, se podría inferir que la política evitó la reprobación de entre 1.976 y 5.777 estudiantes.

La variable género, que toma el valor de 1 para femenino y 0 para masculino, se relaciona negativamente con la probabilidad de reprobación en los Modelos 1 y 2, lo que sugiere que las mujeres tienen menos probabilidades de reprobación que los hombres cuando se controlan otras variables. Además, otros factores como el grado, estrato y etnia también presentan impactos significativos, revelando que las condiciones y características personales de los estudiantes juegan un papel determinante en sus resultados académicos.

⁵ Recuperado el 19 de septiembre de 2023 de <https://www.medellin.edu.co/secretaria/ocem/tableros/> - Eficiencia Interna Pag. 8

Los Modelos 3 y 4 muestran que, aun al ajustar más la muestra y al incluir variables adicionales, la política sigue impactando positivamente en la reducción de la probabilidad de reprobación, aunque con menor magnitud que en los primeros dos modelos. Dentro de estos modelos, el acceso a internet es crucial, tener internet disminuye la probabilidad de reprobación, resaltando la importancia de la conectividad en el rendimiento académico.

Dada la evidencia, es esencial realizar investigaciones más exhaustivas para entender mejor las causas detrás de estas variaciones y considerar otros factores que puedan influir en los resultados académicos.

La presente investigación contiene una limitante en cuanto al tiempo de exposición a la política, es pertinente continuar con investigaciones relacionadas, con el fin de estimar con mayor precisión el efecto causal del programa.

Referencias

- Becker, S. O., & Ichino, A. (2002). Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The stata journal*, 2(4), 358-377.
- Bernal, R., & Peña, X. (2011). *Guía práctica para la evaluación de impacto* (Spanish Edition) (Primera edición). Ediciones Uniandes.
- Caliendo, M., & Kopeinig, S. (2008). Some practical guidance for the implementation of propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31-72.
- Cansino, J. M., Romero, M. P., Sanchez Braza, A., & López Melendo, J. (2010). Métodos basados en la inferencia causal estadística para evaluar un programa de impulso inicial a la internacionalización de la empresa andaluza. *the future of the cohesion policy*.
- CEPAL. (2017). Estado de la banda ancha en América Latina y el Caribe. https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/43365/S1800083_es.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Choque-Larrauri, R. (2011). Evaluación del modelo 1 a 1 en Iberoamérica: efectos del uso de computadoras portátiles en el aula. *Apertura*, 3(2). <https://www.redalyc.org/pdf/688/68822737008.pdf>
- DANE. (2022). Encuesta de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones en Hogares - ENTIC Hogares 2021. https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/entic/bol_entic_hogares_2021.pdf

- Dehejia, R. H., & Wahba, S. (2002). Propensity score-matching methods for nonexperimental causal studies. *The Review of Economics and Statistics*, 84(1), 151-161.
- Gertler, P. J., Martinez, S., Premand, P., Rawlings, L. B., & Vermeersch, C. M. (2016). *Impact Evaluation in Practice*. The World Bank.
- Grupo de investigación tecnología para la educación y la investigación - GITEI, Universidad Nacional de Colombia. (2018). Informe final del estudio de medición y evaluación de impacto de CPE 2014-2018 (Versión 2).
- Guo, S., & Fraser, M. W. (2010). *Propensity score analysis: Statistical methods and applications*. Sage Publications.
- Ministerio de Educación de Colombia. (2015 - 2023). Sistema Integrado de Matrícula (SIMAT). <https://www.simat.gov.co>
- Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2021). Índice de Brecha Digital Regional Resultados 2021. https://colombiatic.mintic.gov.co/679/articles-238353_recurso_1.pdf.
- 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.
- Santiago, A., Severin, E., Cristia, J., Ibararán, P., Thompson, J., & Cueto, S. (2010). Evaluación experimental del programa "Una Laptop por Niño" en Perú. BID Educación. <https://publications.iadb.org/publications/spanish/viewer/Evaluaci%C3%B3n-Experimental-del-Programa-Una-Laptop-por-Ni%C3%B1o-en-Per%C3%BA.pdf>

- Silva Piovani, V. G., & De Lorenzi Pires, G. (2013). Los programas una computadora por niño en Brasil y Uruguay: estudio de casos. *Actualidades Investigativas en Educación*, 13(3), 1-32.
<https://www.scielo.sa.cr/pdf/aie/v13n3/a14v13n3.pdf>
- Smith, J. A., & Todd, P. E. (2005). Does matching overcome LaLonde's critique of nonexperimental estimators? *Journal of Econometrics*, 125(1-2), 305-353.
- Stuart, E. A. (2010). Matching methods for causal inference: A review and a look forward. *Statistical science: a review journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 25(1), 1.
- UNESCO. (2020). La educación en tiempos de la pandemia de COVID-19. En Informe COVID-19
CEPAL-UNESCO. OREALC/CEPAL.
<https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000374075/PDF/374075spa.pdf.multi>
- Unión Internacional de Telecomunicaciones. (2022). Informe sobre la conectividad mundial de 2022. <https://www.itu.int/itu-d/reports/statistics/2022/05/30/gcr-preface/>
- Uruguay. (2007). Decreto N° 144/007: Creación del proyecto CEIBAL "Proyecto de Conectividad Educativa de Informática Básica para el Aprendizaje en Línea". Registro Nacional de Leyes y Decretos, 1(1).