



Pontificia Universidad Javeriana
Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas

Trabajo de grado para optar por el título de Magister en Economía

Título:

¿Podría el acceso a un computador e internet en casa hacer la diferencia en el desempeño de los estudiantes en las pruebas de Estado – SABER 11°? Una aproximación desde el Propensity Score Matching

Autor:

Juan José Flórez Wandurraga

Asesoras:

Silvia Consuelo Gómez Soler

Gloria Lucía Bernal Nisperuza

Bogotá D.C.

Julio, 2021



¿Podría el acceso a un computador e internet en casa hacer la diferencia en el desempeño de los estudiantes en las pruebas de Estado – SABER 11°? Una aproximación desde el Propensity Score Matching

Autor: Juan José Flórez Wandurraga

Resumen

En este trabajo de grado se presenta un análisis por Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting del efecto que tiene el acceso a computador e internet en el hogar sobre los resultados globales, en matemáticas y lectura crítica en el examen de salida de la educación media en Colombia, SABER 11°, para el periodo 2019-2. Este examen es importante porque determina en buena medida la entrada a la universidad de los estudiantes bachilleres. Los resultados muestran que el acceso a estas herramientas tiene un impacto positivo y significativo de 0.32, 0.26 y 0.23 desviaciones estándar, respectivamente. La brecha digital en Colombia limita las oportunidades de acceso a herramientas que contribuyen al aprendizaje, y con esto, anula una gama de oportunidades académicas, laborales y sociales, especialmente de aquellos estudiantes de menores ingresos.

Palabras Clave: Desempeño académico, pruebas de Estado, computador, internet, educación.

Clasificación JEL: I21, I24, I25, I28

Abstract

This article evaluates the effect of having a computer and internet at home on global, mathematics and critical reading scores in the 2019-2 SABER 11 examination using Propensity Score Matching and Inverse Probability Weighting. The score obtained in this exam is important because it determines, in most cases, university admission for high school students. The effect was estimated to be 0.32, 0.26 and 0.23 standard deviations for global, mathematics, and critical reading scores, respectively. Digital divide in Colombia hinders access to these tools that contribute to learning and education, nullifying a range of academic, job and social opportunities, especially for lower income students.

Keywords: academic performance, state exams, computer, internet, education.

JEL classification: I21, I24, I25, I28

1. Introducción

En los últimos 60 años la computación ha evolucionado desde la era de la Unidad Central a la era del microcomputador, a la era del internet, haciendo que la conversación haya cambiado de *¿Debe la tecnología ser usada en el aprendizaje?* a *¿cómo la tecnología puede mejorar el aprendizaje para asegurar que todos los estudiantes tengan acceso a estas experiencias educativas de alta calidad?* (Latchem & Zawacki-Richter, 2018). Como lo menciona Postman (1992), las nuevas tecnologías: (i) alteran la estructura de nuestros intereses: las cosas sobre las que pensamos; (ii) alteran el carácter de nuestros símbolos: las cosas con las que pensamos; y (iii) alteran la naturaleza de la comunidad: el escenario en el que se desarrollan las ideas. Así pues, la incorporación de nuevas tecnologías en la sociedad, y especialmente en la educación, no solo amplía el espectro de conocimientos y competencias que pueden desarrollar las personas, sino que también incrementa la cantidad de recursos disponibles para su transmisión y aprendizaje.

Herramientas como el computador y el internet, han sido pieza fundamental en el desarrollo de la humanidad como una sociedad global en las últimas décadas, permitiendo acceder de manera instantánea a todo tipo de información actualizada en cuestión de segundos. Por ejemplo, en 2005 en Colombia solo el 11% de la población había accedido a internet recientemente¹, mientras que en 2019 esta cifra superaba el 65% (Banco Mundial, 2021).

Dadas las ventajas que estas herramientas presentan, las instituciones educativas han buscado integrarlas en sus procesos pedagógicos, haciéndolas elementos esenciales en todos los niveles de escolaridad. Sin embargo, en Colombia el costo de acceder a ellas acentúa la brecha digital: mientras que las familias de altos ingresos cuentan con una cobertura casi completa, las familias de bajos ingresos tienen una cobertura cercana al 30% (PISA, 2018). Además, las familias ubicadas en zonas urbanas tienen dos veces más posibilidades de tener acceso a estas herramientas desde el hogar, comparadas con las familias ubicadas en zonas rurales (DANE, 2018). Todo esto sin contar que posiblemente los equipos y la conexión de las zonas rurales sea de menor calidad. La reducción de la brecha digital, en sí misma, puede mejorar el acceso a una educación de calidad para estudiantes menos favorecidos.

¹ Individuos que han usado internet en los últimos 3 meses desde cualquier ubicación y a través de cualquier dispositivo.

Como lo mencionan Abadía et al (2020), Colombia conserva altos grados de no conectividad entre sus estudiantes (para 2018, el 63% de los estudiantes de colegios oficiales no contaba con computador o internet en casa), lo cual podría contribuir a exacerbar la brecha en desempeño de los estudiantes más vulnerables, especialmente en tiempos de pandemia cuando las clases se han desarrollado de manera virtual.

Por otra parte, la prueba SABER 11 mide el grado de desarrollo de las competencias de los estudiantes que están por terminar undécimo grado y es de carácter censal, recogiendo información cultural, socioeconómica y familiar de los estudiantes (Instituto Colombiano para el Fomento de la Educación Superior, 2010). El desempeño en esta prueba cobra especial importancia ya que es criterio de ingreso para la mayoría de las instituciones de educación superior de alta calidad del país, e incluso determina el otorgamiento de beneficios educativos en dichas instituciones. Por lo tanto, el buen desempeño en las pruebas implicaría, por extensión, mayores posibilidades de ingreso a dichas instituciones, mayores posibilidades laborales y niveles de ingreso más altos a futuro (Ministerio de Educación Nacional, 2016).

Este trabajo tiene como objetivo cuantificar el efecto que tiene el acceso a un computador y a internet en casa sobre el puntaje global, puntaje en matemáticas y puntaje en lectura crítica de los estudiantes en las pruebas SABER 11°. Para abordar este interrogante, se usará la base de datos de la prueba del segundo semestre de 2019 suministrada por el ICFES, en la que no solo se reportan los puntajes sino también una gran cantidad de variables socioeconómicas de los estudiantes, y las metodologías Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting. Estas técnicas permiten en bases de corte transversal comparar desempeños entre estudiantes con características observables similares pero diferenciados por tener o no acceso a un computador y a internet.

2. Marco Teórico

En educación, el uso de herramientas tecnológicas como el computador e internet, puede ser visto desde dos perspectivas; como fin en sí mismo, y como medio de aprendizaje. En el primer caso, el uso de estas herramientas tiene como fin enseñar sobre ellas mismas, es decir, proporcionar conocimiento informático a los estudiantes a través de la familiarización con el hardware y el software que manejan. En el segundo caso, tiene como fin enseñar sobre otras ciencias y servir como medio de comunicación entre educadores y estudiantes (Fuchs & Woessmann, 2004; Fairlie & Robinson, 2013; Vigdor et al, 2014; Beuermann et al, 2015).

Es común la creencia que herramientas tecnológicas como el computador e internet pueden ser eficaces para mejorar los procesos educativos y la calidad de la educación en todos los niveles. Sin embargo, existe una amplia gama de estudios desde la economía de la educación, a nivel nacional y mundial, que proveen evidencia de los efectos mixtos que estas tienen sobre el desempeño académico de los estudiantes. Incluso, algunos estudios como Fairlie y Robinson (2013) no encuentran ningún efecto significativo.

Algunos estudios concluyen que, la mera disponibilidad de computadores en casa mejora las habilidades informáticas de los estudiantes; sin embargo, también puede distraerlos en su proceso de aprendizaje e impactar negativamente su desempeño académico (por ejemplo, tras el uso excesivo de videojuegos). Así lo demuestran Fuchs y Woessmann (2004) a través de un análisis multivariado sobre los resultados de las pruebas PISA del año 2000 de 32 países en el que controlan por características del entorno familiar y escolar. En esta misma línea, Vigdor et al (2014), a través de un estudio longitudinal en Carolina del Norte entre 2000 y 2005, muestran que los estudiantes que tuvieron acceso a un computador con internet muestran un declive persistente en las pruebas de matemáticas y lectura.

La relación negativa entre computadores y rendimiento académico no solo se evidencia en estudios no experimentales como los anteriormente mencionados, sino que también se evidencia en estudios experimentales como en el caso del programa “One Laptop per-Child”. El desarrollo de este programa en Lima, Perú, fue objeto de investigación en Beuermann et al (2015), en el que se muestra que las habilidades de los estudiantes para manejar los computadores y sus programas

mejoraron significativamente, y en contraste, el efecto de este programa sobre sus habilidades cognitivas fue insignificante.

Por otra parte, existen estudios que obtienen resultados opuestos, concluyendo que existe una relación positiva entre el uso del computador e internet y el desempeño académico de los estudiantes. Este es el caso de los programas de educación asistida por computador en Beijing, en el que los estudiantes eran expuestos a sesiones de aprendizaje por un periodo determinado y controlado, limitando así el posible efecto distractor de los computadores. Lai et al. (2015) utilizan una regresión multivariada para medir el efecto de estos programas, estableciendo que, en efecto, los estudiantes que recibieron el tratamiento puntúan mejor en las pruebas de matemáticas. También se evidenció un efecto similar en los resultados de la “Prova Brasil” de 2007, 2009 y 2011 de los estudiantes de quinto y octavo grado, en los que Wainer et al (2015) controlaron por nivel socioeconómico, concluyendo que existe un efecto positivo del uso de los computadores e internet sobre los resultados de la prueba, y que además este efecto aumenta a medida que aumenta el nivel socioeconómico.

En esta misma línea, en Colombia las herramientas como el computador y el internet no solo parecen mejorar el desempeño académico de los estudiantes, sino que también reducen la probabilidad de deserción escolar. Rodríguez et al (2011), a través de mínimos cuadrados ordinarios y variables instrumentales, establecen que el programa “Computadores para Educar” reduce significativamente la deserción escolar en instituciones participantes en el programa y que este tiene un efecto positivo en el desempeño académico de los estudiantes en las pruebas SABER 11°, el cual aumenta con el tiempo de exposición al programa.

Complementariamente, el desempeño académico y el uso de computadores e internet parece estar relacionado con otros factores del entorno socioeconómico, escolar y familiar del estudiante. En esta misma línea, Mina (2004), e, Iregui et al (2006) señalan que variables como la educación de los padres, el nivel socioeconómico, la naturaleza del colegio, y la jornada escolar tienen efectos significativos sobre el desempeño académico de los estudiantes y sobre su acceso a computadores e internet.

Para Colombia, recientemente Barrios et al (2021) encontraron resultados positivos no significativos para el puntaje global de la prueba; sin embargo, encuentran resultados significativos y positivos para las pruebas de lectura crítica (0.62 puntos), e inglés (4.91); también encuentran

resultados negativos para las pruebas de ciencias sociales (-0.49) y ciencias naturales (-0.93); en matemáticas los resultados son positivos, pero no significativos.

Esta investigación pretende contribuir a responder la pregunta si el acceso a un computador e internet en casa tiene algún efecto en el desempeño de los estudiantes en las pruebas de Estado SABER 11. Se diferencia del trabajo de Barrios et al (2021) principalmente en las técnicas utilizadas para abordar la investigación. Es decir, mientras que los autores abordan el problema desde un modelo de mínimos cuadrados agrupado con variable instrumental, este trabajo realiza una aproximación desde el Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting, que permiten comparar individuos del grupo de tratamiento con individuos del grupo de control con base en la probabilidad de participación en el tratamiento dadas unas características observables, las cuales son similares en ambos grupos al momento de hacer la comparación.

3. Metodología

Uno de los principales inconvenientes de los diseños experimentales en educación surge de la incapacidad de asignar aleatoriamente a los individuos a los diferentes programas, por lo cual es necesario recurrir a técnicas ex post-facto, como el *Propensity Score Matching*, que permita hacer inferencia causal (Fan & Nowell, 2011)

Hacer inferencia sobre el efecto de un tratamiento, τ , involucra especulación acerca del efecto que hubiera tenido el tratamiento sobre una observación que, en efecto, no recibió el tratamiento en cuestión (Rubin & Rosebaum, 1983). Dada la imposibilidad de estimar el efecto individual del tratamiento y la naturaleza focalizada de su aplicación en un subconjunto de la población, Bernal y Peña (2017) sugieren estimar el impacto promedio del programa sobre los tratados o ATT:

$$\tau_{ATT} = E(\tau_i | D_i = 1) = E[Y_i(1) | D_i = 1] - E[Y_i(0) | D_i = 1] \quad (1)$$

Sin embargo, en experimentos no aleatorios, las diferencias intrínsecas entre los individuos del grupo de tratamiento y los del grupo de control no permiten hacer inferencia causal sobre el efecto del tratamiento en los resultados

Como mencionan Khandker et al (2010), el *Propensity Score Matching* intenta capturar el efecto de covariables observadas, X , en la participación en el tratamiento, en un único escalar o *propensity score*, $P(X)$, permitiendo reducir el sesgo en la comparación de grupos no equivalentes y hacer inferencia causal sobre los efectos del tratamiento en la población.

$$P(X) = P(D = 1|X) \quad (2)$$

Rosenbaum y Rubin (1983) demuestran que, bajo ciertos supuestos, el emparejamiento por $P(X)$ es tan efectivo como el emparejamiento por X .

En primer lugar, el supuesto de independencia condicional implica que dado un conjunto de covariables los resultados potenciales son independientes de la asignación del tratamiento (Khandker, Koolwal, & Samad, 2010):

$$Y(0), Y(1) \perp D|X, \forall X \quad (3)$$

En segundo lugar, la condición de soporte común, como mencionan Heckman et al (1999), asegura que las observaciones del grupo de tratamiento tengan observaciones comparables en el grupo de control respecto a la distribución del *propensity score*:

$$0 < P(D = 1|X) < 1 \quad (4)$$

Para estimar el *propensity score*, se recurre a un modelo de respuesta binaria, como probit o logit, asegurando que la probabilidad de participación en el tratamiento esté entre 0 y 1.

Asumiendo que se cumple el supuesto de independencia condicional y la condición de soporte común, el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados se puede definir como:

$$\tau_{ATT}^{PSM} = E_{P(X)|D=1}\{E[Y(1) | D = 1, P(X)] - E[Y(0) | D = 0, P(X)]\} \quad (5)$$

3.1. Algoritmo de emparejamiento

Al estimar el *propensity score* es necesario definir un algoritmo que determine las condiciones y características de los emparejamientos.

En primer lugar, el algoritmo del vecino más cercano empareja cada individuo i del grupo de tratamiento con el individuo del grupo de control más parecido en términos de $P(X)$. En caso de que el emparejamiento se defina con múltiples vecinos, Bernal y Peña (2017) sugieren promediar las diferencias respecto a cada vecino.

En segundo lugar, el algoritmo de distancia máxima o Caliper empareja cada individuo i del grupo de tratamiento con todos los individuos del grupo de control cuyo *propensity score* se encuentre máximo a una distancia k del *propensity score* del individuo i .

3.2. Condición de balance

Dado que el emparejamiento se realiza con base en $P(X)$ y no con base en X , la condición de balance no solamente garantiza semejanza entre los grupos de tratamiento y control respecto al *propensity score*, sino también respecto a la distribución de las covariables que lo construyen.

3.3. Usos del Propensity Score Matching

El *Propensity Score Matching* ha sido ampliamente utilizado en diferentes campos del conocimiento buscando cuantificar el efecto de un tratamiento sobre una población determinada. Por ejemplo, en el ámbito educativo, Morgan et al (2008) lo utilizan para medir los efectos de los servicios de educación especial sobre los resultados en pruebas de matemáticas y lectura en colegios de Estados Unidos. En cuanto a justicia criminal, DeLisi et al (2009) lo utilizan para estimar los efectos de pertenecer a bandas delincuenciales sobre la probabilidad de ser una víctima de la delincuencia. Por otra parte, Lee (2010) lo utiliza para medir los efectos socioeconómicos que tiene el embarazo adolescente sobre el nivel socioeconómico de las madres.

3.4. Inverse Probability Weighting

Inverse Probability Weighting es una técnica estadística usada para reducir el sesgo de información incompleta y muestras no balanceadas. Esta técnica consiste en la creación de pseudo-poblaciones que permitan comparar la variable resultado de individuos semejantes del grupo de tratamiento y

del grupo de control a través de una ponderación de ésta respecto a la probabilidad inversa de participación en el tratamiento (Sayon-Orea et al, 2020).

Así pues, el efecto promedio del tratamiento se define como:

$$\tau^{IPW} = \frac{1}{n} \sum_i^n \frac{D_i Y_i}{P(X_i)} - \frac{1}{n} \sum_i^n \frac{(1-D_i) Y_i}{1-P(X_i)} \quad (6)$$

A través de esta técnica se logra eliminar la relación de causalidad entre el vector de covariables, X , y el tratamiento, D , dado que las pseudo-poblaciones son iguales o similares en X (Sayon-Orea, 2020). Por otra parte, se controla por muestras no balanceadas evitando la diferencia en representación de alguno de los grupos dentro de las pseudo-poblaciones.

4. Descripción de los datos

La base de datos corresponde a los resultados de las pruebas SABER 11° del periodo 2019-2, y es suministrada por el ICFES. Esta base de datos además de contar con la información detallada del desempeño en la prueba por puntaje global, puntaje en matemáticas, lectura crítica, ciencias naturales, e inglés; también cuenta con información cultural, socioeconómica y del entorno familiar y escolar de los estudiantes que permitirá construir las variables independientes: puntaje global, puntaje en matemáticas y puntaje en lectura crítica; así como la variable de tratamiento y el vector de covariables.

Para la variable de tratamiento se recurre a tres escenarios. En primer lugar, se evalúa el desempeño en la prueba de los estudiantes que cuentan con computador e internet en su hogar; en segundo lugar, se evalúa el desempeño en la prueba de los estudiantes que cuenta con computador, independientemente si tienen internet o no; y por último se evalúa el desempeño en la prueba de los estudiantes que cuenta con internet en su hogar, independientemente si tienen computador o no. En cuanto al vector de covariables, de acuerdo con autores de la literatura nacional como Gaviria y Barrientos (2001); Mina (2004); Iregui et al (2006); y Chica et al (2009) los factores que más efecto tienen sobre el rendimiento académico de los estudiantes son el nivel de escolaridad de los padres, nivel socioeconómico, y las diferencias entre planteles educativos.

Por lo anterior, las covariables seleccionadas en esta investigación serán entonces aquellas que describan la realidad socioeconómica del estudiante, el entorno familiar, y el entorno institucional en el que el estudiante se encuentra: mujer, colegio oficial, máxima educación de los padres, libros en el hogar y horas de trabajo semanal.

La Tabla 1 presenta una descripción de las variables tenidas en cuenta en el estudio.

Tabla 1.

Descripción Variables

Variable	Descripción
Puntaje Global	Puntaje total. Es la suma ponderada de los puntajes por asignatura.
Puntaje Matemáticas	Puntaje en matemáticas.
Puntaje Lectura	Puntaje en lectura crítica.
Computador	Cuenta con acceso a computador en el hogar. Variable binaria: Sí (1) No (0).
Internet	Cuenta con acceso a internet en el hogar. Variable binaria: Sí (1) No (0).
Género	Género del estudiante. Variable binaria: Mujer (1) Hombre (0).
Naturaleza Colegio	Naturaleza del colegio del estudiante. Variable binaria: Público (1) Privado (0).
Estrato Socioeconómico	Estrato socioeconómico de la vivienda según recibo de energía eléctrica. Variable categórica: Estrato 1 hasta Estrato 6. Categoría omitida: Estrato 1.
Educación de los Padres	Nivel educativo más alto alcanzado por cualquiera de los padres. Variable categórica: ninguna, primaria incompleta, primaria completa, secundaria incompleta, técnica incompleta, técnica completa, profesional incompleta, profesional completa, postgrado. Categoría omitida: Ninguna.
Libros en el Hogar	Número de libros que existen en el hogar del estudiante. Variable categórica: 0 a 10, 11 a 25, 26 a 100, más de 100. Categoría omitida: 0 a 10.
Horas trabajadas en la semana	Número de horas trabajadas por el estudiante en la semana anterior a la del examen. Variable categórica: 0, entre 11 y 20 horas, entre 21 y 30 horas, más de 30 de horas. Categoría omitida: No trabaja.

Fuente: Diccionario de Variables Saber 11 Periodo 20191 a 20192. Construcción del autor.

La base cuenta inicialmente con 546,212 observaciones de los estudiantes que presentaron la prueba en el segundo semestre de 2019. En promedio, los estudiantes obtienen 246.2, 50.61, 52.61 puntos en puntaje global, puntaje en matemáticas, y puntaje en lectura crítica, respectivamente. Con el fin de homogenizar la muestra de estudiantes se restringe a aquellos estudiantes entre 14 y 25 años (97.2% de la base inicial). Además, se eliminan las observaciones

que no tienen información disponible en las variables tenidas en cuenta en el estudio. La base de datos final utilizada en el análisis tiene 449,697 observaciones (82.3% de la base inicial).

La Tabla 2 muestra las estadísticas descriptivas de la base de datos final.

Tabla 2.
Estadísticas Descriptivas

Variables	Total Muestra		Sin PC e Internet		Con PC e Internet		Dif.	EE	p-val
	Media	DE	Media	DE	Media	DE			
Puntaje Global	251.30	50.36	236.10	45.38	266.70	50.49	-30.60	0.14	0.0000
Puntaje Matemáticas	51.76	11.69	48.76	10.95	54.81	11.62	-6.05	0.03	0.0000
Puntaje Lectura	53.06	10.28	50.31	9.76	55.85	10.05	-5.54	0.30	0.0000
Mujer	0.544	0.498	0.559	0.496	0.528	0.499	0.031	0.0015	0.0000
Colegio Oficial	0.764	0.424	0.882	0.323	0.645	0.478	0.237	0.0012	0.0000
Estrato Social									
Estrato 1	0.322	0.467	0.488	0.500	0.155	0.361	0.333	0.0013	0.0000
Estrato 2	0.382	0.486	0.359	0.480	0.405	0.491	-0.046	0.0014	0.0000
Estrato 3	0.221	0.415	0.117	0.322	0.326	0.469	-0.209	0.0012	0.0000
Estrato 4	0.052	0.222	0.022	0.147	0.082	0.275	-0.060	0.0007	0.0000
Estrato 5	0.016	0.124	0.008	0.091	0.023	0.151	-0.015	0.0004	0.0000
Estrato 6	0.007	0.084	0.005	0.073	0.009	0.094	-0.003	0.0025	0.0000
Máxima educación de los padres									
Ninguna	0.010	0.097	0.016	0.126	0.003	0.053	0.013	0.0003	0.0000
Primaria Incompleta	0.105	0.306	0.167	0.373	0.041	0.198	0.126	0.0009	0.0000
Primera Completa	0.090	0.286	0.133	0.340	0.046	0.210	0.087	0.0008	0.0000
Secundaria Incompleta	0.137	0.344	0.174	0.380	0.098	0.298	0.076	0.0010	0.0000
Secundaria Completa	0.290	0.454	0.300	0.458	0.281	0.450	0.019	0.0014	0.0000
Técnica Incompleta	0.034	0.181	0.029	0.166	0.039	0.194	-0.011	0.0005	0.0000
Técnica Completa	0.121	0.326	0.087	0.282	0.155	0.362	-0.068	0.0010	0.0000
Profesional Incompleta	0.029	0.169	0.019	0.136	0.040	0.196	-0.021	0.0005	0.0000
Profesional Completa	0.151	0.358	0.068	0.252	0.235	0.424	-0.167	0.0010	0.0000
Postgrado	0.033	0.180	0.006	0.079	0.061	0.239	-0.055	0.0005	0.0000
Libros en el hogar									
0 a 10 Libros	0.402	0.490	0.526	0.499	0.276	0.447	0.250	0.0014	0.0000
11 a 25 Libros	0.310	0.463	0.300	0.458	0.321	0.467	-0.021	0.0014	0.0000
26 a 100 Libros	0.217	0.412	0.141	0.348	0.295	0.456	-0.154	0.0012	0.0000
Más de 100 Libros	0.070	0.256	0.034	0.181	0.107	0.309	-0.073	0.0008	0.0000

(Continúa)

Tabla 2.*Estadísticas Descriptivas*

Variables	Total Muestra		Sin PC e Internet		Con PC e Internet		Dif.	EE	p-val
	Media	DE	Media	DE	Media	DE			
Horas de trabajo semanal									
No trabaja	0.691	0.462	0.622	0.485	0.761	0.426	-0.139	0.0014	0.0000
Menos de 10 horas	0.178	0.383	0.216	0.411	0.140	0.347	0.076	0.0011	0.0000
Entre 11 y 20 horas	0.075	0.264	0.092	0.289	0.059	0.235	0.033	0.0008	0.0000
Entre 21 y 30 horas	0.026	0.160	0.032	0.177	0.020	0.141	0.012	0.0005	0.0000
Más de 30 horas	0.029	0.167	0.038	0.191	0.020	0.139	0.018	0.0005	0.0000
Observaciones	449,697		226,373		223,324				

Fuente: construcción del autor

La Tabla 2 muestra que, en promedio, los estudiantes obtuvieron un puntaje global de 251.3, un puntaje en matemáticas de 51.76, y un puntaje en lectura crítica de 53.06. La Tabla 2 también muestra que, los estudiantes tratados obtienen, en promedio, 30.6, 6.05, 5.54 puntos más que los controles en el puntaje global, puntaje en matemáticas, y puntaje en lectura crítica, respetivamente. Es decir que el puntaje global, puntaje en matemáticas y puntaje en lectura es mayor para los estudiantes tratados en 0.61, 0.51 y 0.54 desviaciones estándar, respectivamente. Sin embargo, no es posible concluir que estas diferencias se deban exclusivamente al acceso que tienen a un computador e internet en sus hogares o a otras características sociales, económicas, familiares e institucionales. Además, los estudiantes tratados muestran que, en promedio, respecto a los controles, asisten más a colegios privados, pertenecen a estratos socioeconómicos más altos, la educación de sus padres es más alta, tienen más libros en su hogar y trabajan menos horas a la semana. También se evidencia que el porcentaje de mujeres es similar en ambos grupos: 53% y 56% para tratados y controles, respectivamente.

5. Aplicación de la metodología

Inicialmente se corre una regresión de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) como punto base de comparación para las estimaciones:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 D + \beta_2 X_1 + \dots + \beta_i X_{i-1} + \varepsilon$$

Donde

Y es el puntaje global, puntaje en matemáticas o puntaje en lectura.

D es el tratamiento que puede ser computador, internet, o computador e internet.

X son las covariables: estrato socioeconómico, colegio oficial, máxima educación de los padres, número de libros en casa, horas de trabajo semanal, género (mujer)

Tabla 3.

Coeficiente por MCO controlando por covariables.

Puntaje Global	Coef.	Err. Est.	t	P> t 	[95% Int. Conf.]
PCxInternet	12.1069	0.1536	78.82	0.0000	[11.80584, 12.40791]
Estrato					
Estrato 2	1.6166	0.1646	9.82	0.0000	[1.294072, 1.939218]
Estrato 3	1.2071	0.2023	5.97	0.0000	[0.8106016, 1.603527]
Estrato 4	-0.2968	0.3359	-0.88	0.3770	[-0.955224, 0.3615922]
Estrato 5	-3.9890	0.5522	-7.22	0.0000	[-5.071312, -2.906783]
Estrato 6	-14.3522	0.7980	-17.98	0.0000	[-15.91627, -12.78809]
Colegio Oficial	-7.4758	0.1725	-43.35	0.0000	[-7.813851, -7.137808]
Máxima Educación Padres					
Primaria incompleta	12.6879	0.7029	18.05	0.0000	[11.3103, 14.06552]
Primaria completa	15.6518	0.7082	22.1	0.0000	[14.26375, 17.03984]
Secundaria incompleta	17.7659	0.6975	25.47	0.0000	[16.39881, 19.13298]
Secundaria completa	22.4947	0.6871	32.74	0.0000	[21.14801, 23.84143]
Técnica o tecnológica incompleta	29.4236	0.7670	38.36	0.0000	[27.92031, 30.92687]
Técnica o tecnológica completa	35.9343	0.7055	50.94	0.0000	[34.55157, 37.31701]
Profesional incompleta	38.7757	0.7822	49.57	0.0000	[37.24265, 40.3088]
Profesional completa	39.0103	0.7058	55.27	0.0000	[37.62706, 40.39362]
Postgrado	65.2037	0.7849	83.07	0.0000	[63.6653, 66.74199]
Número de libros en el hogar					
11 a 25 libros	10.2656	0.1604	63.99	0.0000	[9.951201, 10.58009]
26 a 100 libros	22.1012	0.1861	118.75	0.0000	[21.73641, 22.46594]
Más de 100 libros	23.4035	0.2845	82.25	0.0000	[22.84585, 23.96124]
Horas de trabajo a la semana					
Menos de 10 horas	-11.3439	0.1787	-63.47	0.0000	[-11.69423, -10.99361]
Entre 11 y 20 horas	-13.7634	0.2559	-53.78	0.0000	[-14.26501, -13.26183]
Entre 21 y 30 horas	-17.4402	0.4156	-41.96	0.0000	[-18.25471, -16.6256]
Más de 30 horas	-24.6682	0.3998	-61.7	0.0000	[-25.45176, -23.88461]
Género (mujer)	-8.9292	0.1353	-66.02	0.0000	[-9.19429, -8.664103]
Constante	223.4718	0.7049	317.02	0.0000	[222.0902, 224.8534]
Observaciones	449,697				
Pseudo R	0.2323				

En este momento se requiere estimar el *propensity score*, es decir, la probabilidad de participación en el tratamiento, dado el vector de covariables seleccionado para lo cual se ejecuta una regresión probit de las covariables contra el tratamiento:

Tabla 4.

Regresión probit de las covariables contra la participación en el tratamiento

VARIABLES	Coef.	Err. Est.	z	P> z 	I.C al 95%
Mujer	-0.0526	0.00426	-12.36	0.000	[-0.0609, -0.0443]
Colegio Oficial	-0.434	0.00541	-80.36	0.000	[-0.445, -0.424]
Estrato Social					
Estrato 2	0.598	0.00497	120.5	0.000	[0.589, 0.608]
Estrato 3	0.935	0.00609	153.5	0.000	[0.923, 0.947]
Estrato 4	0.914	0.0113	81.22	0.000	[0.892, 0.936]
Estrato 5	0.739	0.0187	39.45	0.000	[0.702, 0.775]
Estrato 6	0.466	0.0259	17.98	0.000	[0.415, 0.517]
Máxima educación de los padres					
Primaria Incompleta	0.111	0.0256	4.32	0.000	[0.0603, 0.161]
Primera Completa	0.232	0.0257	9.06	0.000	[0.182, 0.283]
Secundaria Incompleta	0.434	0.0253	17.19	0.000	[0.385, 0.484]
Secundaria Completa	0.659	0.025	26.41	0.000	[0.61, 0.708]
Técnica Incompleta	0.779	0.0269	28.9	0.000	[0.726, 0.831]
Técnica Completa	0.913	0.0254	35.94	0.000	[0.863, 0.962]
Profesional Incompleta	0.882	0.0275	32.09	0.000	[0.828, 0.936]
Profesional Completa	1.088	0.0254	42.75	0.000	[1.038, 1.138]
Postgrado	1.404	0.0293	47.83	0.000	[1.346, 1.461]
Libros en el hogar					
11 a 25 Libros	0.257	0.0049	52.37	0.000	[0.247, 0.266]
26 a 100 Libros	0.476	0.00571	83.43	0.000	[0.465, 0.488]
Más de 100 Libros	0.564	0.00934	60.43	0.000	[0.546, 0.583]
Horas de trabajo semanal					
Menos de 10 horas	-0.251	0.00558	-44.88	0.000	[-0.262, -0.24]
Entre 11 y 20 horas	-0.292	0.00799	-36.58	0.000	[-0.308, -0.276]
Entre 21 y 30 horas	-0.33	0.013	-25.35	0.000	[-0.355, -0.304]
Más de 30 horas	-0.412	0.0127	-32.5	0.000	[-0.437, -0.388]
Constante	-0.928	0.0255	-36.39	0.000	[-0.978, -0.878]
Observaciones	449,697				
Pseudo R2	0.217				

Todas las variables son significativas al 99% de confianza.

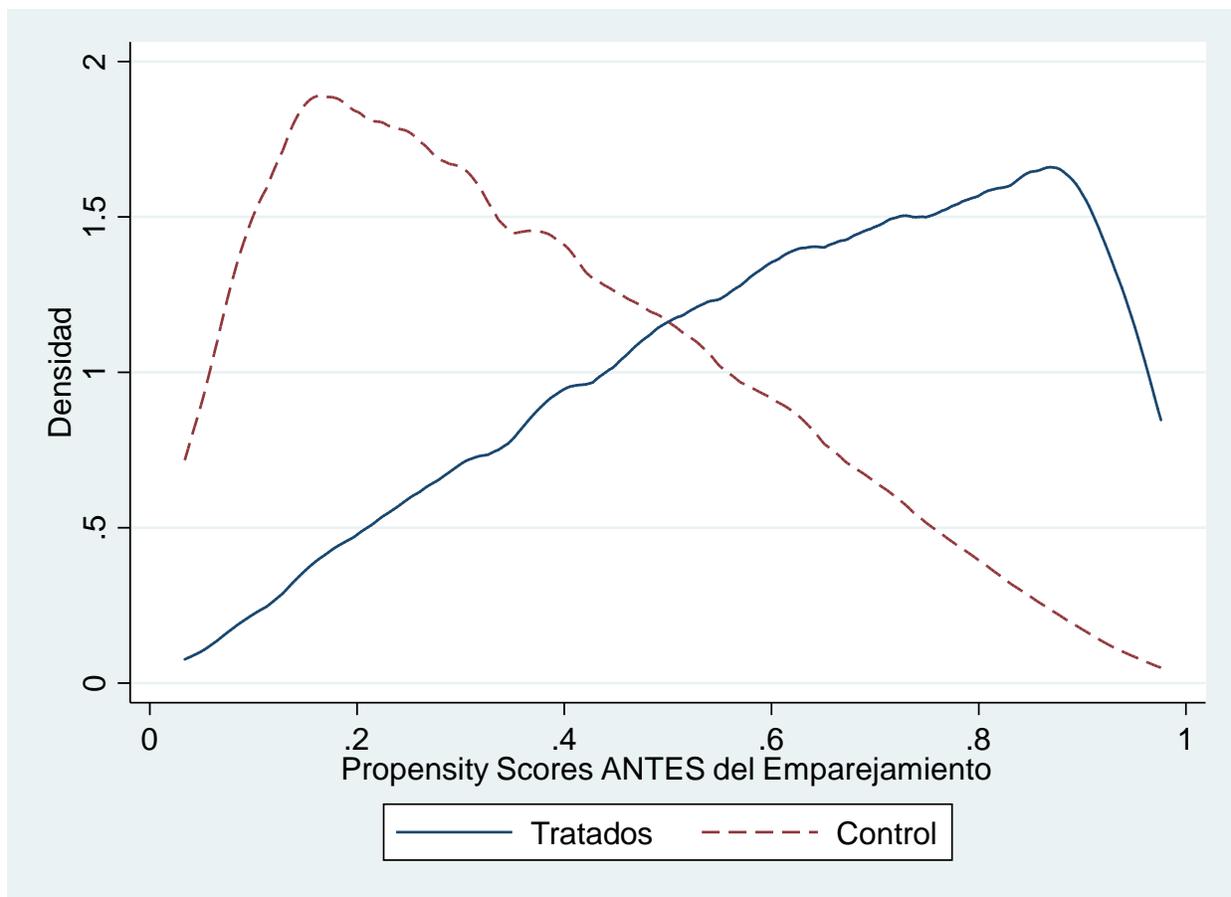
Fuente: construcción del autor.

Una de las principales ventajas del *Propensity Score Matching* frente a Mínimos Cuadrados Ordinarios consiste en la estimación del efecto del tratamiento usando individuos comparables en su probabilidad de participación (Domingue y Briggs, 2009), la cual, a su vez, es el resultado de reducir múltiples dimensiones en un escalar que facilita el emparejamiento, y que bajo ciertos supuestos es tan efectivo como el emparejamiento por el vector de covariables (Rosenbaum y Rubin, 1983).

Para estimar el efecto promedio en los tratados utilizando *Propensity Score Matching* es necesario asegurar que se cumpla la condición de Soporte Común. Esta condición se puede corroborar a través de la inspección visual de las distribuciones de densidad de la probabilidad estimada de participación de los grupos de tratamiento y control (Bernal & Peña, 2017):

Gráfico 1.

Densidad de Kernel sobre la distribución de Propensity Scores antes del emparejamiento.

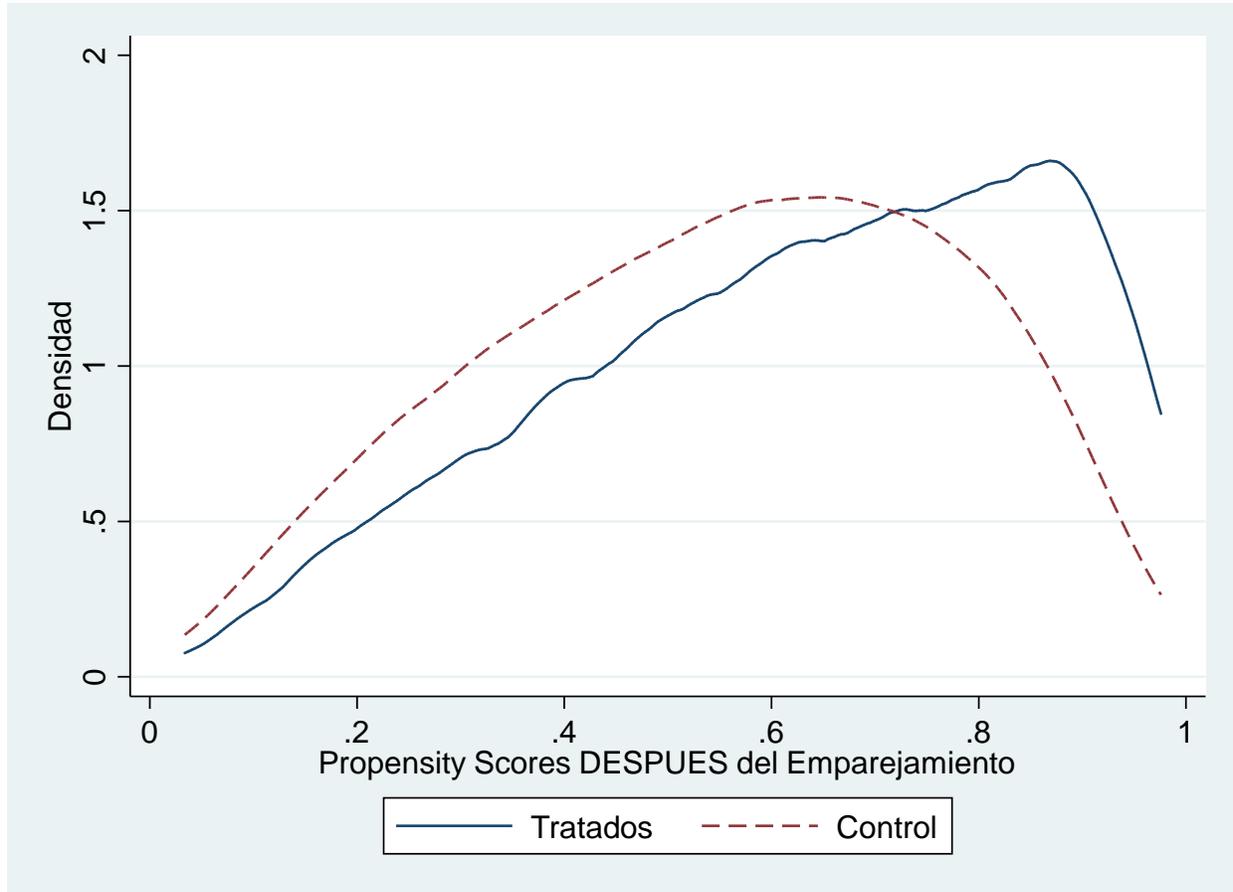


Kernel = Epanechnikov, Ancho de Banda = 0.005

En el Gráfico 1 se puede apreciar la diferencia de densidad de los *propensity scores* entre el grupo de tratamiento y el grupo de control previo al emparejamiento. Se evidencia que la densidad del grupo de control disminuye a medida que la probabilidad de recibir el tratamiento aumenta; mientras que para el grupo de tratamiento ocurre lo opuesto.

Gráfico 2.

Densidad de Kernel sobre la distribución de Propensity Scores después del emparejamiento.



Kernel = Epanechnikov, Ancho de Banda = 0.005

En el Gráfico 2 se puede apreciar que la condición de soporte común se cumple y que, además, existen similitudes en los *propensity scores* entre el grupo de tratamiento y el grupo de control, por lo cual son comparables.

Tabla 5.*Test de balance de covariables, vecino más cercano*

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
Género (Mujer == 1)	U	0.528	0.559	-6.3	95	-21.22	0
	M	0.528	0.526	0.3		1.05	0.293
Naturaleza Colegio (Oficial == 1)	U	0.645	0.882	-58.1	99	-195.01	0
	M	0.645	0.647	-0.6		-1.65	0.099
Estrato 1	U	0.155	0.488	-76.3	100	-255.72	0
	M	0.155	0.155	0		0	0.997
Estrato 2	U	0.405	0.359	9.5	97.4	31.8	0
	M	0.405	0.407	-0.2		-0.8	0.423
Estrato 3	U	0.326	0.117	51.9	98.8	174.2	0
	M	0.326	0.328	-0.6		-1.73	0.084
Estrato 4	U	0.0821	0.022	27.3	99	91.75	0
	M	0.0821	0.0815	0.3		0.7	0.485
Estrato 5	U	0.0232	0.00838	11.9	95.6	39.98	0
	M	0.0232	0.0226	0.5		1.45	0.147
Estrato 6	U	0.00884	0.00536	4.2	31.6	13.93	0
	M	0.00884	0.00646	2.8		9.14	0
Máxima Educación Padres: Ninguna	U	0.00284	0.0162	-13.8	99	-46.18	0
	M	0.00284	0.0027	0.1		0.88	0.377
Máxima Educación Padres: Primaria Incompleta	U	0.0409	0.167	-42.3	100	-141.43	0
	M	0.0409	0.0409	0		0.04	0.97
Máxima Educación Padres: Primaria Completa	U	0.0463	0.133	-30.7	99.9	-102.94	0
	M	0.0463	0.0462	0		0.09	0.926
Máxima Educación Padres: Secundaria Incompleta	U	0.0984	0.174	-22.3	99.8	-74.7	0
	M	0.0984	0.0986	0		-0.18	0.86
Máxima Educación Padres: Secundaria Completa	U	0.281	0.3	-4.1	99.9	-13.63	0
	M	0.281	0.281	0		0.02	0.987
Máxima Educación Padres: Técnica Incompleta	U	0.0391	0.0285	5.9	98.2	19.7	0
	M	0.0391	0.0389	0.1		0.33	0.74
Máxima Educación Padres: Técnica Completa	U	0.155	0.0872	20.9	99.8	70.19	0
	M	0.155	0.155	0		-0.14	0.892
Máxima Educación Padres: Profesional Incompleta	U	0.0401	0.0189	12.5	98.4	42.04	0
	M	0.0401	0.0404	-0.2		-0.56	0.573
Máxima Educación Padres: Profesional Completa	U	0.235	0.0684	47.8	99.7	160.4	0
	M	0.235	0.235	0.1		0.36	0.719

(Continúa)

Tabla 5.*Test de balance de covariables, vecino más cercano*

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
Máxima Educación Padres: Postgrado	U	0.0609	0.00629	30.7	99.5	103.1	0
	M	0.0609	0.0612	-0.1		-0.36	0.722
0 a 10 libros	U	0.276	0.526	-52.7	100	-176.52	0
	M	0.276	0.276	0		-0.06	0.949
11 a 25 libros	U	0.321	0.3	4.7	99.2	15.84	0
	M	0.321	0.322	0		-0.12	0.906
26 a 100 libros	U	0.295	0.141	38.1	98.6	128	0
	M	0.295	0.297	-0.5		-1.57	0.116
Más de 100 libros	U	0.107	0.034	28.8	96.7	96.87	0
	M	0.107	0.105	0.9		2.61	0.009
No trabaja: 0 horas a la semana	U	0.761	0.622	30.5	99.7	102.1	0
	M	0.761	0.762	-0.1		-0.37	0.712
Menos de 10 horas a la semana	U	0.14	0.216	-19.9	99.1	-66.73	0
	M	0.14	0.139	0.2		0.67	0.504
Entre 11 y 20 horas a la semana	U	0.0586	0.0918	-12.6	99.5	-42.18	0
	M	0.0586	0.0588	-0.1		-0.25	0.804
Entre 21 y 30 horas a la semana	U	0.0202	0.0323	-7.6	95.1	-25.39	0
	M	0.0202	0.0208	-0.4		-1.4	0.16
Más de 30 horas a la semana	U	0.0198	0.0378	-10.8	97	-36.09	0
	M	0.0198	0.0193	0.3		1.32	0.187

Fuente: construcción del autor.

En la Tabla 5, el t-test confirma que la media de todas las covariables no es estadísticamente diferente entre el grupo de tratamiento y el grupo de control después de hacer el emparejamiento. La Tabla 5 reporta el sesgo antes y después del emparejamiento para cada variable, con una reducción del sesgo de más del 95% en todas las covariables. A excepción de las variables Estrato 6 y más de 100 libros, cuyas medias son estadísticamente diferentes entre ambos grupos. Se puede concluir entonces que existe balance de covariables entre tratados y controles después del emparejamiento.

Finalmente, se estima el efecto promedio del tratamiento sobre los tratados a través de *Inverse Probability Weighting* con una regresión probit controlando por las covariables mencionadas: género (mujer), carácter del colegio (oficial), estrato socioeconómico, máxima educación de los padres, libros en casa y horas de trabajo semanal.

6. Resultados

Tabla 6.

Tratamiento: Acceso a computador e internet.

Efecto promedio del tratamiento en los tratados – Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting.

Resultado	1 vecino más cercano			5 vecinos más Cercanos			Caliper (0.001)			Caliper (0.005)			Inverse Probability Weighting		
	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z
Puntaje Global	15.95***	2.42	9.90	13.49***	1.36	9.90	15.98***	2.91	5.49	15.95***	2.76	5.77	15.39***	0.24	63.16
Puntaje Matemáticas	3.06***	0.65	4.67	2.79***	0.29	9.49	3.06***	0.58	5.25	3.06***	0.53	5.75	3.04***	0.06	54.61
Puntaje Lectura	2.40***	0.53	4.50	2.30***	0.29	7.81	2.40***	0.56	4.30	2.40***	0.62	3.84	2.68***	0.48	56.17
Observaciones en Soporte Común	449,697			449,697			449,381			449,697			-		
Observaciones fuera de Soporte Común	0			0			316			0			-		
Total Observaciones	449,697			449,697			449,697			449,697			449,697		

*p < 0.1, **p < 0.05, *** < 0.001

Los errores estándar reportados corresponden a los del bootstrapping.

Fuente: construcción del autor.

Tabla 7.*Tratamiento: Acceso a computador.**Efecto promedio del tratamiento en los tratados – Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting.*

Resultado	1 vecino más cercano			5 vecinos más cercanos			Caliper (0.001)			Caliper (0.005)			Inverse Probability Weighting		
	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z
Puntaje Global	14.77***	2.67	5.54	11.81***	1.30	9.10	14.77***	2.50	5.91	14.77***	3.01	4.90	14.51***	0.24	59.45
Puntaje Matemáticas	2.94***	0.68	4.32	2.51***	0.28	8.86	2.94***	0.64	4.58	2.94***	0.63	4.64	2.97***	0.06	53.21
Puntaje Lectura	2.20***	0.57	3.89	1.87***	0.28	0.74	2.20***	0.50	4.35	2.20***	0.67	3.27	2.48***	0.05	51.51
Observaciones en Soporte Común	449,697			449,697			449,637			449,697			-		
Observaciones fuera de Soporte Común	0			0			60			0			-		
Total Observaciones	449,697			449,697			449,697			449,697			449,697		

*p < 0.1, **p < 0.05, *** < 0.001

Los errores estándar reportados corresponden a los del bootstrapping.

Fuente: construcción del autor.

Tabla 8.*Tratamiento: Acceso a internet.**Efecto promedio del tratamiento en los tratados – Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting.*

Resultado	1 vecino más cercano			5 vecinos más cercanos			Caliper (0.001)			Caliper (0.005)			Inverse Probability Weighting		
	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z	ATT	EE	Z
Puntaje Global	11.26***	2.32	4.86	15.47***	1.17	13.21	11.26***	2.57	4.37	11.26***	2.66	4.22	15.90***	0.3	52.86
Puntaje Matemáticas	2.46***	0.56	4.38	2.99***	0.26	11.61	2.46***	0.61	4.06	2.46***	0.56	4.36	3.05***	0.07	44.63
Puntaje Lectura	1.94***	0.57	3.42	2.82***	0.29	9.68	1.94***	0.52	3.70	1.94***	0.58	3.34	2.94***	0.06	50.32
Observaciones en Soporte Común	449,697			449,697			449,697			449,697			-		
Observaciones fuera de Soporte Común	0			0			0			0			-		
Total Observaciones	449,697			449,697			449,697			449,697			449,697		

*p < 0.1, **p < 0.05, *** < 0.001

Los errores estándar reportados corresponden a los del bootstrapping.

Fuente: construcción del autor.

La Tabla 6 muestra los resultados del efecto promedio de tener computador e internet en casa sobre los tratados bajo cuatro técnicas de emparejamiento para *Propensity Score Matching*, e *Inverse Probability Weighting*. Para el puntaje global, se puede asociar el acceso a un computador e internet en el hogar con un incremento de entre 13.49 y 15.98 puntos, es decir, 0.27 y 0.32 desviaciones estándar, respectivamente. Para el puntaje en matemáticas, se puede asociar el acceso a un computador e internet en el hogar con un incremento de entre 2.79 y 3.06 puntos, es decir, 0.24 y 0.26 desviaciones estándar, respectivamente. Para el puntaje en lectura crítica, se puede asociar el acceso a un computador e internet en el hogar con un incremento de entre 2.3 y 2.68 puntos, es decir, 0.22 y 0.26 desviaciones estándar, respectivamente.

La Tabla 7 muestra los resultados del efecto promedio de tener computador en casa sobre los tratados bajo cuatro técnicas de emparejamiento para *Propensity Score Matching*, e *Inverse Probability Weighting*. Para el puntaje global, se puede asociar el acceso a un computador en el hogar con un incremento de entre 11.81 y 14.77 puntos, es decir, 0.23 y 0.29 desviaciones estándar, respectivamente. Para el puntaje en matemáticas, se puede asociar el acceso a un computador en el hogar con un incremento entre 2.51 y 2.97 puntos, es decir, 0.21 y 0.25 desviaciones estándar, respectivamente. Para el puntaje en lectura crítica, se puede asociar el acceso a un computador en el hogar con un incremento de entre 1.87 y 2.48 puntos, es decir, 0.18 y 0.24 desviaciones estándar, respectivamente.

La Tabla 8 muestra los resultados del efecto promedio de tener internet en casa sobre los tratados bajo cuatro técnicas de emparejamiento para *Propensity Score Matching*, e *Inverse Probability Weighting*. Para el puntaje global, se puede asociar el acceso a internet en el hogar con un incremento de entre 11.26 y 15.90 puntos, es decir, 0.22 y 0.32 desviaciones estándar, respectivamente. Para el puntaje en matemáticas, se puede asociar el acceso a internet en el hogar con un incremento de entre 2.46 y 3.05 puntos, es decir, 0.21 y 0.26 desviaciones estándar, respectivamente. Para el puntaje en lectura crítica, se puede asociar el acceso a internet en el hogar con un incremento de entre 1.94 y 2.94 puntos, es decir, 0.19 y 0.29 desviaciones estándar, respectivamente.

Los resultados de este estudio van relativamente en línea con los resultados de Barrios et al (2021) quienes estiman el efecto de tener un computador o internet sobre las pruebas SABER 11. Los autores encuentran efectos positivos de 0.62 puntos para el puntaje de lectura crítica y positivos mas no significativos para los puntajes globales y de matemáticas. En mi estudio encuentro un efecto de 16 puntos para el puntaje global, 3.1 puntos para el puntaje en matemáticas y 2.4 puntos para el puntaje en lectura crítica. Es importante resaltar que a diferencia de Barrios et al. 2021, el tratamiento evaluado en mi estudio es la tenencia conjunta de internet y computador (y no de solo uno de los dos elementos). Por lo tanto, la población definida como tratada en mi estudio está dotada no solo herramientas tecnológicas sino también de modos de conectarlas a internet. Identifico que esta diferencia en la definición del grupo tratado es la razón principal por la cual mis resultados presentan una mayor magnitud frente a los de Barrios et al. (2021). Otra diferencia importante está en que se usaron metodologías diferentes. Mientras que Barrios et al (2021) utilizan mínimos cuadrados de dos etapas agrupados con variable instrumental, yo utilizo Propensity Score Matching e Inverse Probability Weighting.

7. Conclusiones

La literatura internacional encuentra efectos mixtos, en dirección y magnitud, del acceso a computadores e internet en el desempeño académico de los estudiantes. Estos efectos van desde -0.33 (Malamud & Pop-Eleches, 2011) hasta 0.3 (Wainer et al, 2015) desviaciones estándar. Mi investigación encuentra que, en promedio, contar con acceso a un computador con internet en casa puede ser asociado con un incremento de 0.32 desviaciones estándar en el puntaje global de la prueba. Los resultados también indican que los estudiantes que cuentan con al menos computador (0.29 DE) o al menos internet (0.22 DE) experimentan un incremento en el puntaje global, aunque reducido respecto a quienes cuentan con ambas herramientas. Mis resultados van en línea pero presentan una mayor magnitud comparado con otro estudio similar hecho para Colombia, Barrios et al. (2021). Los resultados pueden sugerir que el acceso a computadores e internet durante la educación media puede incrementar los puntajes en las pruebas de salida del colegio SABER 11. Esto tendría repercusiones en las oportunidades para acceder a instituciones de educación superior de alta calidad, e incluso, de acceder a programas de financiamiento condonable del Gobierno Nacional como “*Generación E*”, en caso de que el estudiante sea de bajos recursos económicos.

Por ejemplo, para la prueba del segundo semestre de 2019, 620 estudiantes que no tenían acceso a computadores e internet en casa y que cumplían con los demás requisitos para acceder a los beneficios del programa, obtuvieron puntajes entre 340 y 349, solo unos cuantos puntos por debajo del requisito mínimo.

Existen algunas limitaciones del trabajo que deben ser mencionadas. Por una parte, la naturaleza no experimental del tratamiento puede limitar la inferencia causal atribuible a los resultados, y por otra parte, no tenemos certeza sobre el rol que pueden jugar variables no observables como la importancia que le asignen los padres del estudiante a la inversión en herramientas educativas. Teniendo en cuenta lo anterior, y la menor magnitud del efecto encontrado por otros autores (Barrios et al, 2021; Lai et al, 2015; Wainer et al, 2015) puedo inferir un posible sesgo positivo en los resultados que encontré. Sin embargo, es importante resaltar las medidas que tomé en este trabajo para reducir un posible sesgo: utilicé una base de datos abundante en información personal, familiar y socioeconómica del estudiante y utilicé una técnica que permite comparar individuos tratados y de control que son similares en su probabilidad de participación en el tratamiento y, además, en sus características observables. Así pues, podría sugerir que los resultados hallados son un *upper-bound* del efecto promedio del acceso a un computador e internet en casa.

Aunque no existe un consenso sobre el efecto causal que tiene el acceso a un computador e internet sobre el desempeño académico de los estudiantes, incluso los trabajos que no encuentran efecto alguno o encuentran efectos negativos coinciden en que el acceso a estas herramientas tiene un efecto positivo sobre las habilidades informáticas de los estudiantes (Fuchs & Woessmann, 2004; Malamud & Pop-Eleches, 2011; Vigdor et al, 2014; Beuermann et al, 2015), lo cual podría beneficiar a los estudiantes en su búsqueda de universidades y trabajo, así como en el desarrollo de proyectos personales y académicos en la educación superior.

Además, se podría sugerir también que el posible efecto del acceso a computadores e internet en casa no depende exclusivamente del acceso como tal, sino también del uso específico que los estudiantes hagan de ellos, y del control que los padres ejerzan sobre las limitaciones de este uso. Como sugieren Malamud y Pop-Eleches (2011), la supervisión y el control de los padres

parecen mitigar los efectos del uso del computador en casa, siendo así importantes factores mediadores.

El hecho de que en Colombia en 2019 el 58% de los estudiantes de colegios oficiales no contaba con computador e internet en casa, frente a un 25% de los estudiantes de colegios privados, es una limitante importante para continuar procesos educativos pues se esperaba que muchas de las clases se dieran de manera virtual durante la pandemia (Ministerio de Educación Nacional, 2020). La brecha académica público-privado se amplió durante la pandemia (Abadía et al, 2021); y es de esperar que la existencia de la brecha digital durante la pandemia haya también provocado un aumento en la brecha académica entre quienes tenían y no tenían dispositivos. Se estima que la diferencia en puntaje entre los que tenían y no tenían conectividad hayan sido mayores que las mostradas en este estudio. Futuras investigaciones podrán confirmar o desmentir esta hipótesis.

Además, en otros campos, los efectos de no tener internet o computador puede ser una limitación importante dada la creciente virtualización de la educación, el trabajo, y demás formas de interacción social. Se vuelve cada vez más indispensable cerrar la brecha digital y procurar garantizar y ampliar el acceso a computadores e internet a los sectores menos favorecidos de la sociedad. Por ejemplo, un primer paso podría ser incrementar la oferta de computadores en las instituciones oficiales de educación básica y media, abriendo espacios de autoaprendizaje para los estudiantes después de su jornada académica e incluso facilitando el préstamo de computadores portátiles y módems inalámbricos para el desarrollo de actividades académicas en casa, a la vez que se brinda capacitación a estudiantes y padres de familia. Abolir las brechas digitales podría moderar los efectos desproporcionados que tienen las brechas digitales sobre estudiantes de bajos ingresos.

Bibliografía

- Abadía Alvarado, L. K., Gómez Soler, S., & Cifuentes González, J. (2021). Saber11 en Tiempo de Pandemia: ¿Quiénes fueron los más afectados? *Laboratorio de Economía de la Educación*.
- Abadía, L. K., Bernal, G. L., & Gómez, S. C. (2020). Hechos y recomendaciones para enfrentar los efectos negativos del covid-19 en la educación colombiana. *Laboratorio de Economía de la Educación*, 1-13.
- Banco Mundial. (2021). *Individuals using the internet (% of population)*.
- Barrios Aguirre, F., Castellanos Saavedra, M. P., Forero, D., & Mora Malagón, S. Y. (2021). The Impact of Computer and Internet at Home on Academic Results of the Saber 11 National Exam in Colombia. *EasyChair*.
- Bernal, R., & Peña, X. (2017). *Guía práctica para la evaluación de impacto*. Bogotá D.C: Universidad de los Andes.
- Beuermann, D. W., Julian, C., Cueto, S., Malamud, O., & Cruz-Aguayo, Y. (2015). *One Laptop per Child at Home: Short-Term Impacts from a Randomized Experiment in Peru*. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(2): 53–80.
- Chica Gómez, S. M., Galvis Gutierrez, D. M., & Ramírez Hassan, A. (2011). *Determinantes del Rendimiento Académico en Colombia: Pruebas ICFES SABER 11°, 2009*. Medellín: Centro de Investigaciones Económicas y Financieras, Universidad EAFIT.
- DANE. (2018). *Indicadores básicos de tenencia y uso de tecnologías de las información y comunicación - TIC en hogares y personas de 5 y más años de edad*. Bogotá D.C. Obtenido de <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/tecnologia-e-innovacion/tecnologias-de-la-informacion-y-las-comunicaciones-tic/indicadores-basicos-de-tic-en-hogares#regional>
- DeLisi, M., Barnes, J., Beaver, K. M., & Gibson, C. L. (2009). *Delinquent Gangs and Adolescent Victimization Revisited: A Propensity Score Matching Approach*. *Criminal Justice and Behavior*.
- Domingue, B., & Briggs, D. C. (2009). *Using Linear Regressions and Propensity Score Matching to Estimate the Effect of Coaching on the SAT*.
- Fairlie, R. W., & Robinson, J. (2013). Experimental Evidence on the Effects of Home Computers on Academic Achievement among Schoolchildren. *American Economic Journal: Applied Economics*.
- Fan, X., & Nowell, D. L. (2011). Using Propensity Score Matching in Educational Research. *Gifted Child Quarterly*, 55 (1): 74-79.

- Fuchs, T., & Woessmann, L. (2004). *Computers and Student Learning: Bivariate and Multivariate Evidence on the Availability and Use of Computers at Home and at School*. Munich: Center for Economics Studies.
- Gaviria, A., & Barrientos, J. H. (2001). *Determinante de la Calidad de la Educación en Colombia*. Bogotá D.C: Fedesarrollo.
- Heckman, J. J., Lalonde, R., & Smith, J. (1999). The Economics and Econometrics of Active Labor Market Programs. *Handbook of Labor Economics, vol III*.
- Instituto Colombiano para el Fomento de la Educación Superior. (2010). *Orientaciones para el examen de Estado de la educación media ICFES SABER11°*. Bogotá D.C.
- Iregui, A. M., Melo, L., & Ramos, J. (2007). Análisis de eficiencia de la educación en Colombia. *Revista de Economía del Rosario*, 21-41.
- Khandker, S. R., Koolwal, G. B., & Samad, H. A. (2010). *Handbook on Impact Evaluation: Quantitative Methods and Practices*. Washington D.C: World Bank.
- Lai, F., Luo, R., Zhang, L., Huang, X., & Rozelle, S. (2015). *Does computer-assisted learning improve learning outcomes? Evidence form a randomized experiment in migrant schools in Beijing*. *Economics of Education Review*, 47:34–48.
- Latchem, C., & Zawacki-Richter, O. (2018). Exploring four decades of research in Computers & Education. *Computers & Education*, 122: 136-152.
- Lee, D. (2010). *The early socioeconomic effects of teenage childbearing: a propensity score matching aproach*. *Demographic Research*.
- Malamud, O., & Pop-Eleches, C. (2011). Home Computer Use and the Development of Human Capital. *Quarterly Journal of Economics*, 126: 987-1027.
- Mina Calvo, A. (2004). *Factores Asociados al Logro Educativo a Nivel Municipal*. Bogotá D.C: Universidad de los Andes.
- Ministerio de Educación Nacional. (2016). *Colombianos recién graduados de posgrado ganan 2,2 veces el salario de los recién titulados de pregrado*. Bogotá D.C.: Observatorio Laboral para la Educación.
- Ministerio de Educación Nacional. (2020). *Circular No. 020*.
- Morgan, P. L., Frisco, M. L., Farkas, G., & Hibbel, J. (2008). *A Propensity Score Matching Analysis of the Effects of SPecial Education Services*. *The Journal of Special Education*.
- PISA. (2018). *PISA 2018 Database*.
- Postman, N. (1992). *Technopoly: The Surrender of Culture to Technology*. Nueva York: Vintage/Random House.

- Rodríguez Orgales, C., Sánchez Torres, F., & Márquez Zúñiga, J. (2011). *Impacto del Programa "Computadores para Educar" en la deserción estudiantil, el logro escolar y el ingreso a la educación superior*. Bogotá D.C: Centro de Estudios sobre Desarrollo Económico, Universidad de los Andes.
- Rubin, D. B., & Rosebaum, P. R. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 41-55.
- Sayon-Orea, C., Moreno-Iribas, C., Delfrade, J., Sánchez-Echenique, M., Amiano, P., Ardanaz, E., . . . Guevara, M. (2020). *Inverse-probability weighting and multiple imputation for evaluating selection bias in the estimation of childhood obesity prevalence using data from electronic health record*. BMC Medical Informatics and Decision Making.
- Vigdor, J. L., Ladd, H. F., & Martínez, E. (2014). Scaling the digital divide: Home computer technology and student achievement. *Economic Inquiry*, 52 (3): 1103-1119.
- Wainer, J., Vieira, P., & Melguizo, P. (2015). The association between having access to computers and internet and educational achievement for primary students in Brazil. *Computer & Education*, 80: 68-76.

Apéndice: Otras Tablas y Gráficos.

Tabla 9.

Estadísticas Descriptivas
Tratamiento: Computador

Variables	Total Muestra		Sin PC		Con PC		Dif.	EE	p-val
	Media	DE	Media	DE	Media	DE			
Puntaje Global	251.30	50.36	234.7	44.9	263.3	50.7	-28.60	0.1460	0.0000
Puntaje Matemáticas	51.76	11.69	48.43	10.9	54.17	11.7	-5.74	0.0340	0.0000
Puntaje Lectura	53.06	10.28	50.07	9.71	55.22	10.2	-5.15	0.0301	0.0000
Mujer	0.544	0.498	0.562	0.5	0.53	0.5	0.032	0.0015	0.0000
Colegio Oficial	0.764	0.424	0.883	0.32	0.679	0.47	0.204	0.0012	0.0000
Estrato Social									
Estrato 1	0.322	0.467	0.501	0.500	0.192	0.394	0.309	0.0010	0.0000
Estrato 2	0.382	0.486	0.350	0.477	0.406	0.491	-0.056	0.0014	0.0000
Estrato 3	0.221	0.415	0.113	0.317	0.299	0.458	-0.186	0.0012	0.0000
Estrato 4	0.052	0.222	0.022	0.145	0.074	0.262	-0.052	0.0007	0.0000
Estrato 5	0.016	0.124	0.008	0.091	0.021	0.144	-0.013	0.0004	0.0000
Estrato 6	0.007	0.084	0.005	0.073	0.008	0.091	-0.003	0.0003	0.0000
Máxima educación de los padres									
Ninguna	0.010	0.097	0.018	0.132	0.004	0.060	0.014	0.0003	0.0000
Primaria Incompleta	0.105	0.306	0.178	0.382	0.052	0.221	0.126	0.0009	0.0000
Primera Completa	0.090	0.286	0.136	0.343	0.057	0.231	0.080	0.0009	0.0000
Secundaria Incompleta	0.137	0.344	0.177	0.382	0.107	0.309	0.070	0.0010	0.0000
Secundaria Completa	0.290	0.454	0.297	0.457	0.286	0.452	0.011	0.0014	0.0000
Técnica Incompleta	0.034	0.181	0.028	0.164	0.038	0.192	-0.011	0.0005	0.0000
Técnica Completa	0.121	0.326	0.082	0.274	0.149	0.356	-0.067	0.0010	0.0000
Profesional Incompleta	0.029	0.169	0.018	0.132	0.038	0.191	-0.020	0.0005	0.0000
Profesional Completa	0.151	0.358	0.061	0.240	0.216	0.412	-0.155	0.0011	0.0000
Postgrado	0.033	0.180	0.005	0.074	0.054	0.225	-0.048	0.0005	0.0000
Libros en el hogar									
0 a 10 Libros	0.402	0.490	0.549	0.498	0.295	0.456	0.254	0.0014	0.0000
11 a 25 Libros	0.310	0.463	0.293	0.455	0.323	0.468	-0.030	0.0014	0.0000
26 a 100 Libros	0.217	0.412	0.129	0.335	0.282	0.450	-0.153	0.0012	0.0000
Más de 100 Libros	0.070	0.256	0.029	0.168	0.100	0.300	-0.071	0.0008	0.0000

(Continúa)

Tabla 9.

*Estadísticas Descriptivas
Tratamiento: Computador*

Variables	Total Muestra		Sin PC		Con PC		Dif.	EE	p-val
	Media	DE	Media	DE	Media	DE			
Horas de trabajo semanal									
No trabaja	0.691	0.462	0.618	0.486	0.744	0.436	-0.126	0.0014	0.0000
Menos de 10 horas	0.178	0.383	0.217	0.412	0.150	0.357	0.067	0.0012	0.0000
Entre 11 y 20 horas	0.075	0.264	0.093	0.290	0.063	0.243	0.030	0.0008	0.0000
Entre 21 y 30 horas	0.026	0.160	0.033	0.180	0.021	0.144	0.012	0.0005	0.0000
Más de 30 horas	0.029	0.167	0.039	0.195	0.021	0.144	0.018	0.0005	0.0000
Observaciones	449,697		188,966		260,731				

Fuente: construcción del autor.

Gráfico 3.

*Densidad de Kernel sobre la distribución de Propensity Scores antes del emparejamiento.
Tratamiento: Computador*

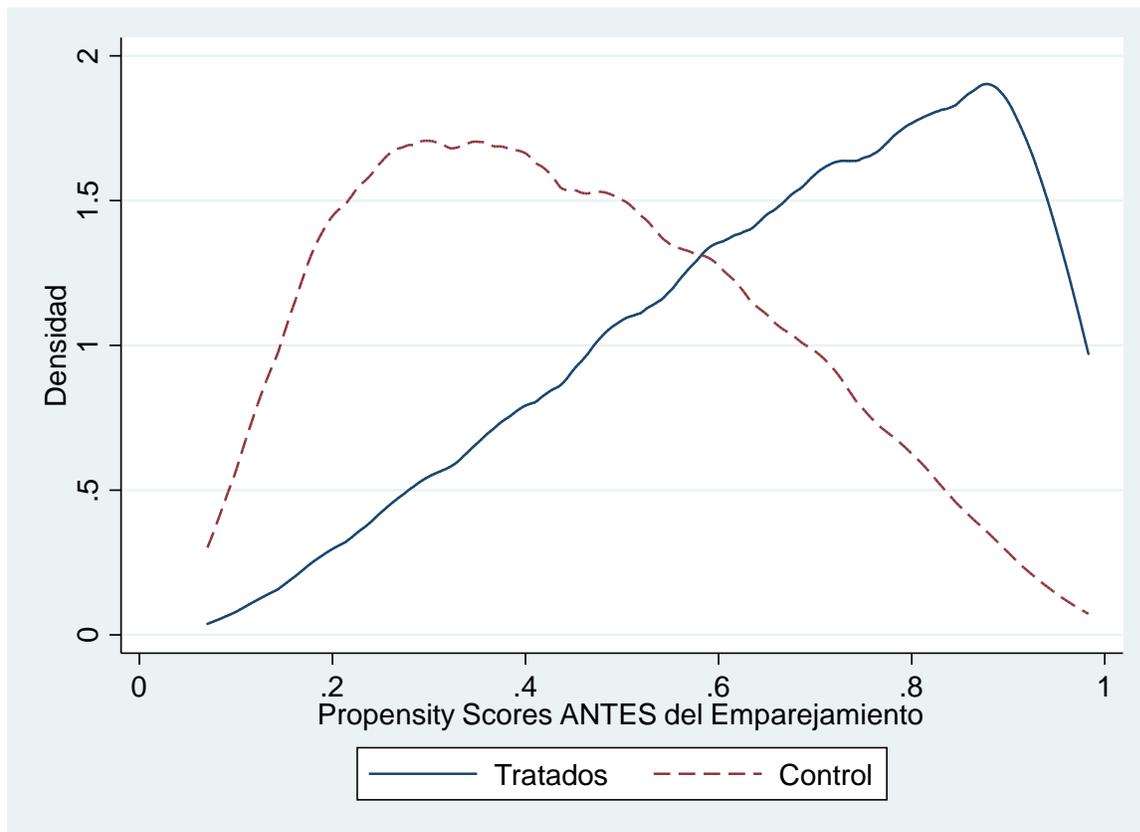


Gráfico 4.

Densidad de Kernel sobre la distribución de Propensity Scores después del emparejamiento.
Tratamiento: Computador

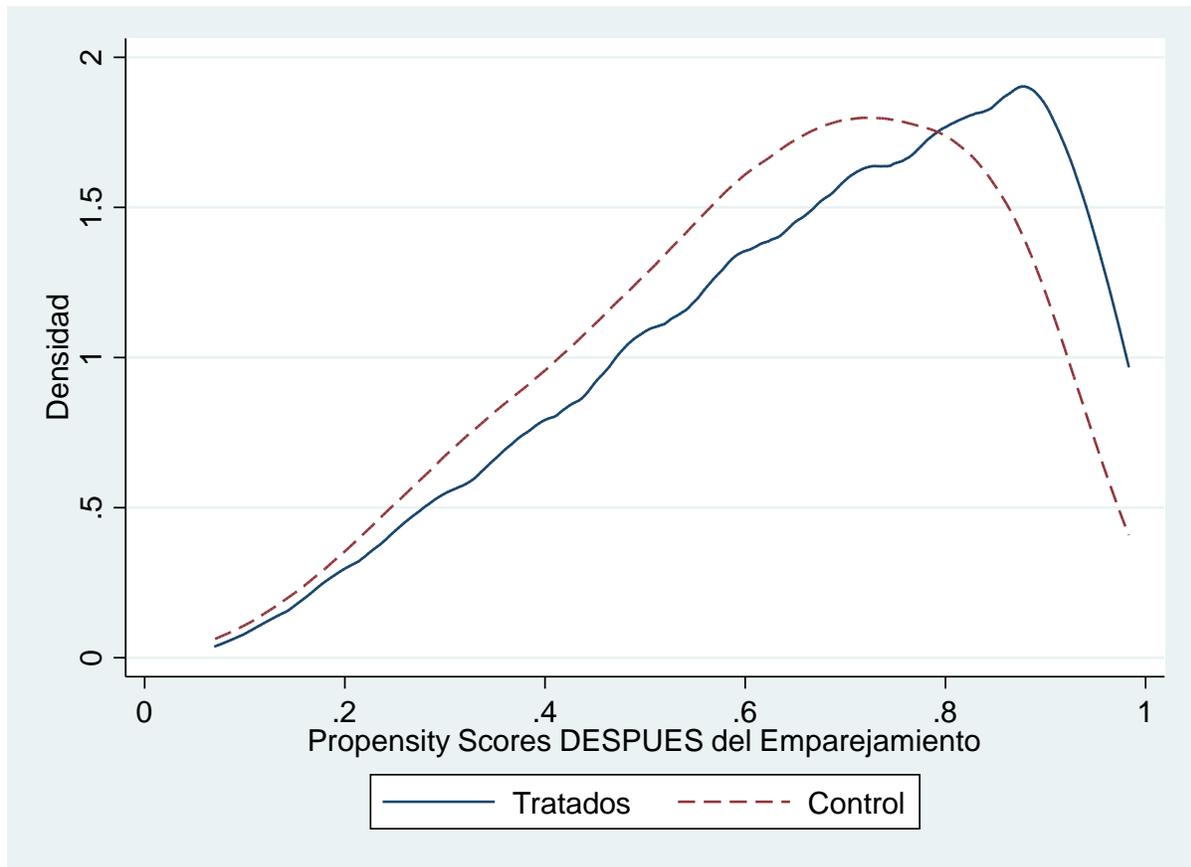


Tabla 10.

Test de balance de covariables, vecino más cercano
Tratamiento: Computador – Resultado: Global

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
Género (Mujer == 1)	U	0.53	0.562	-6.4	98.6	-21.12	0
	M	0.53	0.531	-0.1		-0.33	0.743
Naturaleza Colegio (Oficial == 1)	U	0.679	0.883	-51	99	-164.05	0
	M	0.679	0.681	-0.5		-1.58	0.113

(Continúa)

Tabla 10.*Test de balance de covariables, vecino más cercano**Tratamiento: Computador*

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
Estrato 1	U	0.192	0.501	-68.6	100	-231.55	0
	M	0.192	0.192	0		-0.05	0.958
Estrato 2	U	0.406	0.35	11.4	97.7	37.72	0
	M	0.406	0.407	-0.3		-0.94	0.345
Estrato 3	U	0.299	0.113	47.1	97.6	151.8	0
	M	0.299	0.303	-1.1		-3.45	0.001
Estrato 4	U	0.0738	0.0215	24.8	98.3	78.76	0
	M	0.0738	0.0729	0.4		1.26	0.208
Estrato 5	U	0.0211	0.00836	10.6	83.8	33.88	0
	M	0.0211	0.019	1.7		5.33	0
Estrato 6	U	0.00837	0.00532	3.7	9.7	12.02	0
	M	0.00837	0.00562	3.3		11.92	0
Máxima Educación Padres: Ninguna	U	0.00361	0.0178	-13.8	98.5	-48.42	0
	M	0.00361	0.0034	0.2		1.27	0.206
Máxima Educación Padres: Primaria Incompleta	U	0.0516	0.178	-40.4	99.9	-139.24	0
	M	0.0516	0.0514	0		0.23	0.817
Máxima Educación Padres: Primaria Completa	U	0.0565	0.136	-27.2	99.9	-92.93	0
	M	0.0565	0.0565	0		0.08	0.938
Máxima Educación Padres: Secundaria Incompleta	U	0.107	0.177	-20.2	99.8	-67.96	0
	M	0.107	0.107	0		-0.17	0.865
Máxima Educación Padres: Secundaria Completa	U	0.286	0.297	-2.6	98.6	-8.52	0
	M	0.286	0.286	0		-0.13	0.898
Máxima Educación Padres: Técnica Incompleta	U	0.0382	0.0276	5.9	97.6	19.38	0
	M	0.0382	0.0385	-0.1		-0.48	0.634
Máxima Educación Padres: Técnica Completa	U	0.149	0.0818	21.3	99.7	68.95	0
	M	0.149	0.15	-0.1		-0.2	0.84
Máxima Educación Padres: Profesional Incompleta	U	0.038	0.0176	12.4	98.2	39.97	0
	M	0.038	0.0384	-0.2		-0.69	0.492
Máxima Educación Padres: Profesional Completa	U	0.216	0.0614	46	99.9	146.5	0
	M	0.216	0.216	0		-0.07	0.944
Máxima Educación Padres: Postgrado	U	0.0537	0.00547	28.7	98.3	89.55	0
	M	0.0537	0.0529	0.5		1.3	0.195

(Continúa)

Tabla 10.*Test de balance de covariables, vecino más cercano**Tratamiento: Computador*

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
0 a 10 libros	U	0.295	0.549	-53.3	100	-177.5	0
	M	0.295	0.295	0		0.01	0.99
11 a 25 libros	U	0.323	0.293	6.6	97	21.84	0
	M	0.323	0.324	-0.2		-0.71	0.476
26 a 100 libros	U	0.282	0.129	38.5	99.5	124.8	0
	M	0.282	0.282	-0.2		-0.6	0.548
Más de 100 libros	U	0.1	0.0292	29.1	97.7	92.61	0
	M	0.1	0.0984	0.7		2	0.045
No trabaja: 0 horas a la semana	U	0.744	0.618	27.4	99.8	91.52	0
	M	0.744	0.745	-0.1		-0.23	0.822
Menos de 10 horas a la semana	U	0.15	0.217	-17.2	99.6	-57.69	0
	M	0.15	0.151	-0.1		-0.27	0.786
Entre 11 y 20 horas a la semana	U	0.0628	0.0925	-11.1	98.4	-37.35	0
	M	0.0628	0.0623	0.2		0.7	0.482
Entre 21 y 30 horas a la semana	U	0.0212	0.0334	-7.5	94.7	-25.22	0
	M	0.0212	0.0218	-0.4		-1.59	0.111
Más de 30 horas a la semana	U	0.0212	0.0394	-10.6	96.1	-36	0
	M	0.0212	0.0205	0.4		1.79	0.073

Fuente: construcción del autor.

Tabla 11.
Estadísticas Descriptivas
Tratamiento: Internet

Variables	Total Muestra		Sin Internet		Con Internet		Dif.	EE	p-val
	Media	DE	Media	DE	Media	DE			
Puntaje Global	251.30	50.36	233.3	44.6	262	50.6	-28.70	0.1493	0.0000
Puntaje Matemáticas	51.76	11.69	48.25	10.9	53.85	11.7	-5.60	0.3506	0.0000
Puntaje Lectura	53.06	10.28	49.7	9.67	55.05	10.1	-5.35	0.0307	0.0000
Mujer	0.544	0.498	0.565	0.5	0.531	0.5	0.034	0.0015	0.0000
Colegio Oficial	0.764	0.424	0.907	0.29	0.68	0.47	0.227	0.0013	0.0000
Estrato Social									
Estrato 1	0.322	0.467	0.549	0.5	0.187	0.39	0.362	0.0013	0.0000
Estrato 2	0.382	0.486	0.328	0.47	0.414	0.49	-0.086	0.0015	0.0000
Estrato 3	0.221	0.415	0.091	0.29	0.298	0.46	-0.207	0.0012	0.0000
Estrato 4	0.052	0.222	0.019	0.14	0.071	0.26	-0.052	0.0007	0.0000
Estrato 5	0.016	0.124	0.008	0.09	0.021	0.14	-0.013	0.0004	0.0000
Estrato 6	0.007	0.084	0.005	0.07	0.008	0.09	-0.003	0.0003	0.0000
Máxima educación de los padres									
Ninguna	0.010	0.097	0.019	0.14	0.004	0.06	0.015	0.0003	0.0000
Primaria Incompleta	0.105	0.306	0.191	0.39	0.053	0.22	0.138	0.0009	0.0000
Primera Completa	0.090	0.286	0.148	0.36	0.056	0.23	0.092	0.0009	0.0000
Secundaria Incompleta	0.137	0.344	0.178	0.38	0.112	0.32	0.066	0.0011	0.0000
Secundaria Completa	0.290	0.454	0.287	0.45	0.293	0.46	-0.006	0.0014	0.0000
Técnica Incompleta	0.034	0.181	0.025	0.16	0.039	0.19	-0.014	0.0006	0.0000
Técnica Completa	0.121	0.326	0.075	0.26	0.148	0.36	-0.073	0.0010	0.0000
Profesional Incompleta	0.029	0.169	0.016	0.12	0.038	0.19	-0.022	0.0005	0.0000
Profesional Completa	0.151	0.358	0.057	0.23	0.207	0.41	-0.150	0.0011	0.0000
Postgrado	0.033	0.180	0.005	0.07	0.05	0.22	-0.046	0.0006	0.0000
Libros en el hogar									
0 a 10 Libros	0.402	0.490	0.546	0.5	0.316	0.47	0.230	0.0015	0.0000
11 a 25 Libros	0.310	0.463	0.291	0.45	0.322	0.47	-0.031	0.0014	0.0000
26 a 100 Libros	0.217	0.412	0.131	0.34	0.269	0.44	-0.138	0.0013	0.0000
Más de 100 Libros	0.070	0.256	0.032	0.18	0.093	0.29	-0.061	0.0008	0.0000

(Continúa)

Tabla 11.*Estadísticas Descriptivas**Tratamiento: Internet*

Variables	Total Muestra		Sin Internet		Con Internet		Dif.	EE	p-val
	Media	DE	Media	DE	Media	DE			
Horas de trabajo semanal									
No trabaja	0.691	0.462	0.606	0.49	0.742	0.44	-0.136	0.0014	0.0000
Menos de 10 horas	0.178	0.383	0.228	0.42	0.149	0.36	0.079	0.0012	0.0000
Entre 11 y 20 horas	0.075	0.264	0.095	0.29	0.064	0.25	0.031	0.0008	0.0000
Entre 21 y 30 horas	0.026	0.160	0.033	0.18	0.023	0.15	0.010	0.0005	0.0000
Más de 30 horas	0.029	0.167	0.038	0.19	0.023	0.15	0.015	0.0005	0.0000
Observaciones	449,697		167,691		282,006				

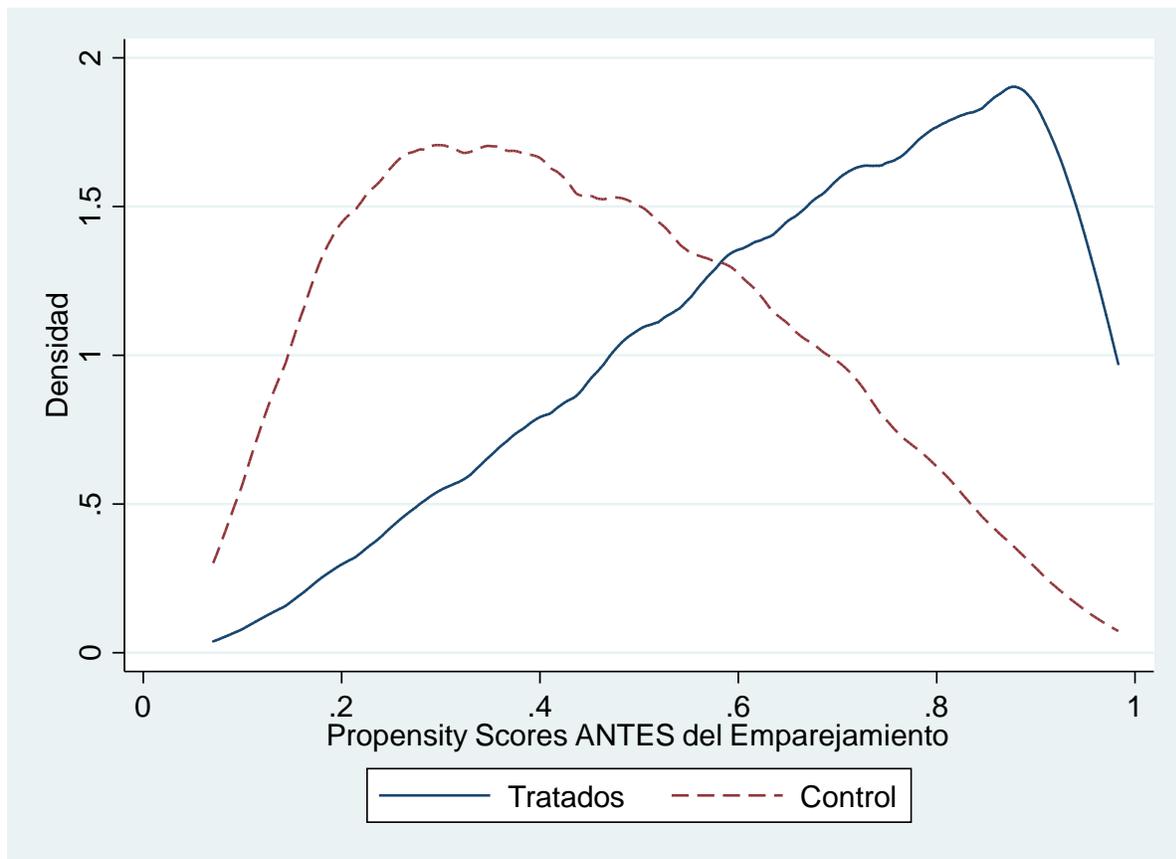
*Fuente: construcción del autor.***Gráfico 5.***Densidad de Kernel sobre la distribución de Propensity Scores antes del emparejamiento.**Tratamiento: Internet*

Gráfico 6.

*Densidad de Kernel sobre la distribución de Propensity Scores después del emparejamiento.
Tratamiento: Internet*

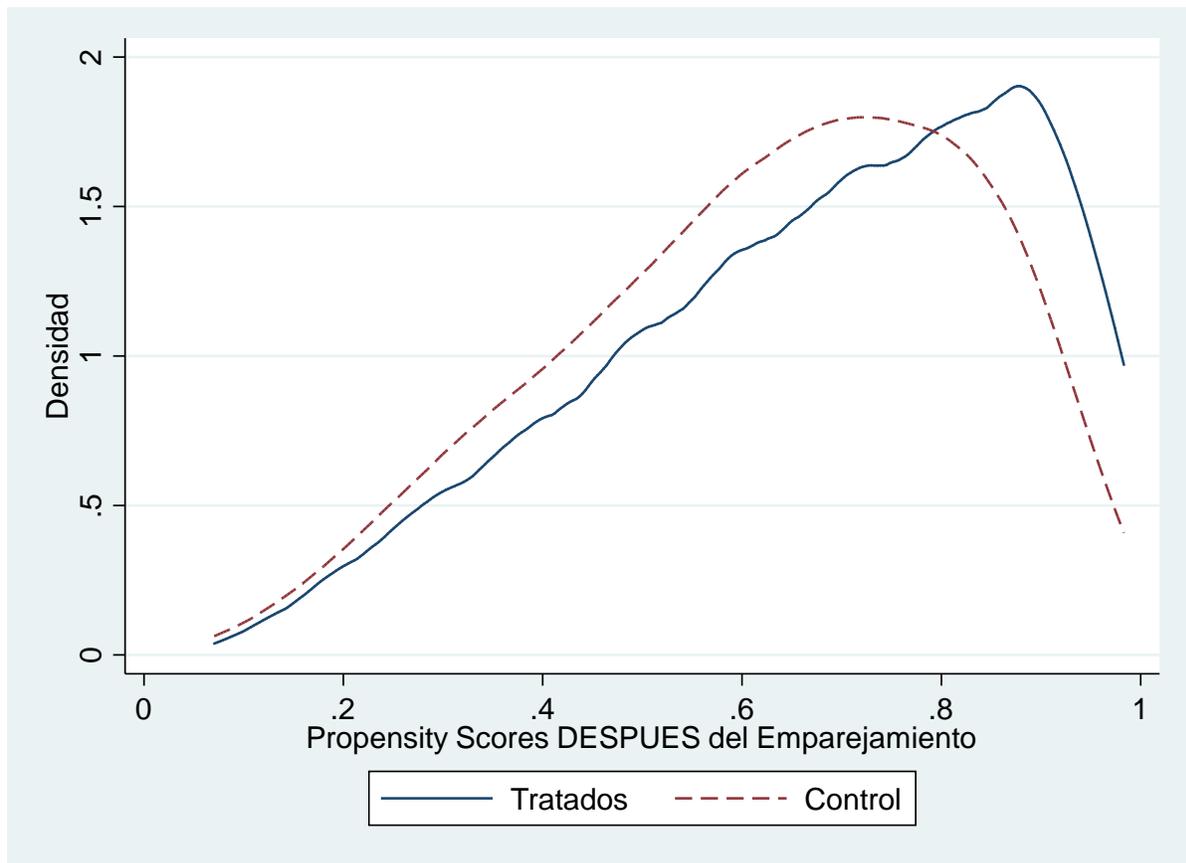


Tabla 12.

Test de balance de covariables, vecino más cercano

Tratamiento: Computador

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
Género (Mujer == 1)	U	0.531	0.565	-6.7	98.4	-21.74	0
	M	0.531	0.531	0.1		0.41	0.681
Naturaleza Colegio (Oficial == 1)	U	0.68	0.907	-58.5	98.1	-179.74	0
	M	0.68	0.684	-1.1		-3.4	0.001

(Continúa)

Tabla 12.*Test de balance de covariables, vecino más cercano**Tratamiento: Computador*

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
Estrato 1	U	0.187	0.549	-80.9	99.9	-270.62	0
	M	0.187	0.188	-0.1		-0.45	0.653
Estrato 2	U	0.414	0.328	17.9	97.9	57.62	0
	M	0.414	0.416	-0.4		-1.35	0.178
Estrato 3	U	0.298	0.0906	54.4	97.4	167.3	0
	M	0.298	0.304	-1.4		-4.46	0
Estrato 4	U	0.0713	0.0191	25.3	98.8	76.91	0
	M	0.0713	0.0707	0.3		0.92	0.359
Estrato 5	U	0.0205	0.00769	10.9	74.3	33.47	0
	M	0.0205	0.0172	2.8		9.1	0
Estrato 6	U	0.00818	0.00525	3.6	-28.2	11.31	0
	M	0.00818	0.00443	4.6		17.8	0
Máxima Educación Padres: Ninguna	U	0.00398	0.019	-14.1	98.5	-50.09	0
	M	0.00398	0.00375	0.2		1.39	0.163
Máxima Educación Padres: Primaria Incompleta	U	0.0531	0.191	-43.1	100	-149.66	0
	M	0.0531	0.0531	0		0.11	0.91
Máxima Educación Padres: Primaria Completa	U	0.0556	0.148	-30.9	99.9	-105.83	0
	M	0.0556	0.0555	0		0.12	0.903
Máxima Educación Padres: Secundaria Incompleta	U	0.112	0.178	-18.7	99.7	-62.04	0
	M	0.112	0.112	-0.1		-0.23	0.82
Máxima Educación Padres: Secundaria Completa	U	0.293	0.287	1.3	91.8	4.06	0
	M	0.293	0.293	-0.1		-0.38	0.701
Máxima Educación Padres: Técnica Incompleta	U	0.0391	0.0249	8.1	99.9	25.43	0
	M	0.0391	0.039	0		0.03	0.978
Máxima Educación Padres: Técnica Completa	U	0.148	0.0754	23.2	99.1	72.7	0
	M	0.148	0.149	-0.2		-0.72	0.474
Máxima Educación Padres: Profesional Incompleta	U	0.0376	0.0157	13.6	98	42.11	0
	M	0.0376	0.0381	-0.3		-0.86	0.391
Máxima Educación Padres: Profesional Completa	U	0.207	0.0568	45.6	98.8	139.2	0
	M	0.207	0.209	-0.5		-1.67	0.096
Máxima Educación Padres: Postgrado	U	0.0504	0.00487	28	93	82.75	0
	M	0.0504	0.0472	2		5.55	0

(Continúa)

Tabla 12.*Test de balance de covariables, vecino más cercano**Tratamiento: Computador*

Variable	Unmatched Matched	Mean		%bias	%reduct bias	t-test	
		Treated	Control			t	p> t
0 a 10 libros	U	0.316	0.546	-47.7	99.7	-156.13	0
	M	0.316	0.316	0.1		0.58	0.561
11 a 25 libros	U	0.322	0.291	6.6	96.8	21.47	0
	M	0.322	0.321	0.2		0.78	0.433
26 a 100 libros	U	0.269	0.131	35.1	99.2	110	0
	M	0.269	0.27	-0.3		-0.91	0.365
Más de 100 libros	U	0.0931	0.0318	25.5	99	78.24	0
	M	0.0931	0.0937	-0.3		-0.81	0.421
No trabaja: 0 horas a la semana	U	0.742	0.606	29.2	98.4	96.05	0
	M	0.742	0.744	-0.5		-1.9	0.058
Menos de 10 horas a la semana	U	0.149	0.228	-20.4	98.2	-67.73	0
	M	0.149	0.147	0.4		1.55	0.122
Entre 11 y 20 horas a la semana	U	0.0639	0.0945	-11.4	99.2	-37.77	0
	M	0.0639	0.0636	0.1		0.39	0.699
Entre 21 y 30 horas a la semana	U	0.0226	0.0326	-6.1	100	-20.38	0
	M	0.0226	0.0226	0		0.01	0.993
Más de 30 horas a la semana	U	0.0232	0.0384	-8.8	96.8	-29.42	0
	M	0.0232	0.0227	0.3		1.24	0.217

Fuente: construcción del autor.