

Patrones de desigualdad educativa: la educación media técnica en Colombia y su impacto en las oportunidades de tránsito efectivo a la educación superior^δ

Carlos Enrique Hoyos-Pontón

Secretaría de Hacienda, Alcaldía Distrital de Barranquilla, Colombia. pontonc@uninorte.edu.co; choyos@barranquilla.gov.co

Alexander Villarraga-Orjuela

Departamento de Economía, Universidad del Norte, Colombia. avillarraga@uninorte.edu.co

A través de la conformación y el seguimiento de trayectorias educativas de estudiantes, desde su paso por la educación media hasta la educación superior, se busca determinar el impacto de la formación técnica durante el colegio en las oportunidades de transición a la educación superior. Para el análisis se utilizan los registros públicos de las pruebas SABER11, SABERPRO y SABERTYT, y con el enfoque metodológico de Mare (1980, 1981), se usa un estimador doble robusto, basado en la ponderación inversa por probabilidad y el ajuste de regresión (PIPAR) Wooldridge (2007, 2010). Se encuentra que existe predilección de estudiantes con menor estatus socioeconómico a matricularse en bachillerato técnico. La educación técnica en el colegio reduce la posibilidad de tránsito a educación superior en (3,6%) para estudiantes matriculados. Este efecto es equivalente a (0,28) desviaciones estándar. Cuando se discrimina por estatus de origen, el efecto promedio se encuentra entre (-5,9%) y (14,6%) sobre la probabilidad de transición. También, cuando se consideran indicadores asociados a la calidad del colegio, este se ubica entre (-4,3%) y (1%). Y al revisar la relación de estos efectos con interrupciones del ciclo escolar, se observa que pueden alcanzar hasta (-11,3%). Estos resultados sugieren que las condiciones actuales del bachillerato técnico pueden amplificar la influencia del origen socioeconómico en el tránsito en perfiles vulnerables, exacerbando la desigualdad de oportunidades educativas, y dificultando la movilidad social. Los resultados son consistentes a pruebas de sensibilidad y poder estadístico.

Clasificación JEL: I24, C31

Palabras clave: economía de la educación, trayectoria educativa, transición educativa, educación media técnica, doubly robust.

^δ Esta investigación se desarrolla con financiación de El Icfes. Las ideas, opiniones, tesis y argumentos expresados son de autoría exclusiva del/los autores y no representan el punto de vista del Instituto.

1. Introducción

La transición de la escuela a estudios superiores, o al trabajo, compone un proceso crítico y abultado de desafíos dentro de la trayectoria de aprendizaje y el ciclo de vida de los individuos. En aras de garantizar transiciones exitosas, múltiples actores deben asistir el proceso de formación y desarrollo dentro y fuera del sistema educativo. El diseño de mecanismos de articulación educativa y la creación de indicadores de seguimiento y trazabilidad por los gobiernos durante la senda de aprendizaje, son algunas de las estrategias más estudiadas en la actualidad (Pavlova & Lomakina, 2018). Como resultado, avances recientes en política educativa a nivel mundial prescriben que sistemas educativos y diseños curriculares deben orientarse hacia la compensación de los efectos del origen socioeconómico en la disparidad de oportunidades entre individuos, para propiciar posibilidades de tránsito formativo y movilidad social equitativas. Esto procede del creciente reconocimiento que acumula la educación como factor *bisagra* en la relación entre orígenes y destinos sociales, y que le lleva a alzarse como determinante en el proceso de movilidad social intergeneracional (Solís, 2019).

Un creciente acervo de literatura viene reflexionando sobre las bondades de la formación ocupacional¹ en la permanencia escolar, así como en la transición formativa y/o laboral, de estudiantes con vulnerabilidad y bajo nivel socioeconómico (Dare, 2006; Field et al., 2019; Hoelscher et al., 2008; Holm et al., 2013; Ono, 2001; Plank et al., 2008). Una encuesta de 2019 conducida en países de la OCDE reveló que uno de cada tres estudiantes se matricula en formación vocacional al final del ciclo escolar. No obstante, la proporción de egresados de formación vocacional es inferior entre los que ingresa a estudios de pregrado o programas equivalentes, en comparación a otros tipos de educación secundaria. Si bien se reconoce una preferencia implícita hacia programas cortos de educación terciaria entre los estudiantes vocacionales, esto no termina por explicar los diferenciales en su acceso. Por un lado, se sabe que dos tercios de estos estudiantes reciben formación directamente homologable en el ciclo universitario, lo que aumenta la posibilidad de adquirir titulación. De todas maneras, se ha observado que el acceso a estos programas no garantiza su culminación, en particular para estudiantes vocacionales (OECD, 2020).

En América Latina, se ha catalogado a Colombia como uno de los países con menor movilidad social juvenil en términos educativos durante las dos últimas décadas (Andersen, 2001; Azevedo & Bouillon, 2010; OCDE, 2018). En 2020 el país ocupó la posición 65 entre 82 países en el *Social Mobility Index* (WEF, 2020), con resultados críticos para dimensiones como acceso educativo, calidad y equidad de la educación, y distribución salarial justa. En este mismo año, la mayor contribución a la Incidencia de la Pobreza Multidimensional (IPM) provino de la dimensión de educación (31,5%), por encima de trabajo (28,5%), justificado en parte porque entre las privaciones

¹ A lo largo de este documento los términos media técnica, formación vocacional y currículo técnico se usan indistintamente para referirse a la exposición a contenidos ocupacionales durante la escuela secundaria media.

más críticas durante el periodo de pandemia se encuentra el bajo logro educativo² (42,2%), luego del empleo informal (74,2%)³, de acuerdo con el DANE.

Otras mediciones nacionales también ponen de reflejo esta situación, al evidenciar las dificultades en el acceso, particularmente en los nodos de tránsito de las trayectorias educativas. Una tasa de tránsito inmediato⁴ de la escuela a la educación superior del 39,7% en 2019 diagnostica la incapacidad del sistema escolar en los últimos años para consolidar procesos orgánicos de tránsito educativo, específicamente de la educación media a la formación profesional para el trabajo. Esta situación obligatoriamente redundará en restricciones al acceso educativo y la cualificación laboral, que finalmente fomentan la desigualdad de oportunidades y reducen las posibilidades de movilización social de los sectores más vulnerables (Gil-Hernández, 2019; Jæger & Karlson, 2018; Martínez, 2014; Rodrigo & Sánchez, 2015).

Siguiendo el enfoque de Mare (1980, 1981) para la medición de la desigualdad de oportunidades educativas, este artículo analiza el efecto que tiene la capacitación técnica durante el colegio en las oportunidades de transición de los estudiantes al nivel de la educación superior, así como el comportamiento de este efecto a través de distintas características socioeconómicas y escolares. Para esto, se utiliza la información cruzada de los registros administrativos del Instituto Colombiano para la Evaluación de la Educación -Icfes-, de la participación individual en los exámenes obligatorios SABER11, SABERPRO y SABERTYT. El análisis se construye sobre el marco conceptual de trayectorias, aportando una visión holística, conexa y acumulativa de los determinantes del alcance formativo, y se orienta a la reflexión sobre el rol de esta alternativa curricular para contrarrestar la incidencia de la desigualdad de origen en las oportunidades.

La dificultad más relevante en la evaluación de intervenciones educativas o regímenes de capacitación, como lo es la matrícula en escuelas de corte curricular técnico, la conforma el sesgo por autoselección (Rosenbaum & Rubin, 1983, 1985). Para abordar este potencial obstáculo, se utiliza un estimador doble robusto que, condicionado en un conjunto de parámetros observables, simula la asignación aleatoria de la selección, al balancear la distribución de las características de los estudiantes mediante un índice de ponderación inversa basado en el puntaje de propensión. Luego, implementa un ajuste de regresión (Wooldridge, 2007, 2010), para determinar el

² De acuerdo con DANE, esta variable es medida por medio del logro educativo de mayores de 15 años, y visibiliza a los hogares que tienen retos importantes para educar a los miembros más jóvenes y en algunos casos completar la educación de los mayores. Para esto, se efectúa un promedio de los años educativos efectivamente aprobados de los miembros. En caso de que el promedio sea menor a 9 años de educación, el hogar se considera privado.

³ En la última década la proporción media al año de hogares con bajo logro educativo ha sido de 49,5% para el total nacional; de 39,5% y 81,7% para cabeceras y centros poblados, respectivamente. También para los hogares con empleo informal fue de 76,5%.

⁴ Véase SNIES, resumen indicadores Educación Superior.

impacto en el tránsito. Se condujeron revisiones de sensibilidad y poder estadístico para validar la robustez de los estimados.

Aunque en la esfera nacional investigaciones⁵ reflejan el deterioro de la intención y la operación del currículo vocacional, estos colegios componen una pieza esencial de la oferta escolar del país. Según la encuesta de 2019 de Educación Formal del DANE, 1 de cada 10 sedes educativas en el país implementa capacitación técnica durante la media, y 5 estudiantes de cada 10 están matriculados en una de ellas. Pese a esto, se cuenta con mínima evidencia empírica acerca de sus capacidades para fomentar el tránsito y la compensación de las desigualdades.

Lo que resta de este artículo se organiza como sigue. La siguiente sección proporciona una descripción de la educación vocacional escolar en Colombia. La revisión de literatura actualiza la discusión en torno a los resultados de la formación técnica en el tránsito educativo postsecundario, a través de aportes empíricos. En el apartado de trayectorias educativas y desigualdad, se define el modelo conceptual propuesto para explicar la intuición acumulativa de las distintas influencias socioeconómicas, escolares y contextuales que configuran el proceso de tránsito. Luego de esto, se revisan los datos y los métodos empleados en el abordaje empírico. Los resultados presentan el análisis empírico, mientras que las siguientes secciones verifican las condiciones de validez interna. Finalmente, se discuten los principales hallazgos y sus implicaciones de política.

2. Educación vocacional media en Colombia

La educación media delimita la última fase de formación escolar obligatoria y en la mayoría de los países tiene la posibilidad de suministrar a los estudiantes las bases y mecanismos para edificar y personalizar su trayectoria de aprendizaje (Brunner et al., 2016). En Colombia, la Ley General de Educación (Ley 115) de 1994 vincula a la educación media con el tercer nivel de educación formal, cuyo propósito es consagrar el desarrollo de lo conseguido durante el curso de la educación básica. Ésta ofrece dos alternativas de aprendizaje: una opción académica y una técnica. Según la ley, mientras la media académica permite a los estudiantes, de acuerdo con intereses y capacidades, profundizar en un campo específico de las ciencias, las artes o las humanidades, y acceder a la educación superior, la media técnica tiene como meta explícita la preparación para la inserción laboral en los sectores productivos, y a la vez para el tránsito a la educación superior. Facultados por el Ministerio de Educación Nacional (MEN), cada establecimiento educativo cuenta con autonomía y legitimidad para la conformación de su modelo curricular (académico y/o técnico) de formación media impartida (García et al., 2016). A la par, es permitido que un establecimiento oferte más de un currículo de educación media, lo que a menudo se lleva a cabo mediante la celebración independiente de convenios con instituciones de educación superior o para la formación en el trabajo, como el Servicio Nacional de Aprendizaje (SENA).

⁵ Véase (Celis-Giraldo et al., 2006; Celis-Giraldo & Díaz-Ríos, 2010; Dimas & Malagón, 2011; Gómez-Campo et al., 2009; Uribe & Brunner, 2007).

De acuerdo con la Ley 115, la educación media técnica está dirigida a la formación calificada en especialidades como: agronomía, comercio, finanzas, administración, ecología, medio ambiente, industria, informática, minería, salud, recreación, turismo, deporte y las demandadas por la sociedad en general en un nivel vocacional, de acuerdo con los términos de aprobación del MEN. Así que, por construcción, esta modalidad curricular necesariamente debe concentrar experiencias de aprendizaje basadas en la teoría y la práctica de manera conjunta.

También señala que, por definición la media académica y la media técnica están obligadas a destinar el 80% de su plan de estudios al desarrollo y ejercicio de las áreas obligatorias y fundamentales del conocimiento. De manera que, los establecimientos cuentan con un 20% de las horas clase para la implementación de profundizaciones y especializaciones. Por lo tanto, en teoría, las diferencias entre ambas alternativas curriculares se limita a una quinta parte del plan de estudios (García et al., 2016). De modo que, los estudiantes matriculados en media técnica cursan la misma batería de asignaturas básicas de aquellos matriculados en la media académica, mientras que participan en cursos prácticos y teóricos en otras áreas del conocimiento aplicado. Al finalizar la capacitación y la media escolar, se certifica a estos estudiantes con un diploma de bachiller con mención a su especialización vocacional.

3. Revisión de literatura

La implementación del *tracking* o estratificación educativa, que se refiere a la asignación de estudiantes en ambientes educativos afines a sus capacidades cognitivas (Bol et al., 2014; Marks, 2006), no es una propuesta curricular nueva a lo largo de sistemas educativos del mundo. Esta repartición de alumnos se realiza de acuerdo con múltiples criterios que van desde el rendimiento académico, aspiraciones profesionales e intereses personales, hasta el nivel de competencias, como una medida de estímulo a la diversidad formativa y a la vez como respuesta a las distintas necesidades de aprendizaje. La modalidad de esta asignación puede en ocurrir mediante la ubicación de los estudiantes en escuelas diferentes, en currículos diferentes, y en énfasis educativos diferentes, todas en edades diferentes.

Comúnmente el *tracking* tiene lugar durante o al finalizar la educación secundaria, pero también es frecuente que suceda en la educación postsecundaria (Reichelt et al., 2019). La intuición detrás de esta estrategia es la generación de facilidades de aprendizaje en una población social y académicamente diversa (Hallinan & Kubitschek, 1999; Ono, 2001). Tiene origen en la necesidad del diseño de currículos que fomenten una experiencia educativa más eficiente y personalizada. Usualmente se manifiesta en el establecimiento de itinerarios de aprendizaje específicos. La estructura más general para la clasificación de estos itinerarios en los sistemas educativos del mundo abarca la formación académica y la formación ocupacional.

Una dificultad asociada a la formación basada en la estratificación educativa es que parece promover la segregación educativa mientras que disuelve la diversidad de talentos y habilidades. Entre otras consecuencias,

también fomenta la reproducción de esquemas de formación entre grupos de estudiantes socialmente e intelectualmente distintos (Burger, 2019; Chesters, 2015; Holm et al., 2013; Reichelt et al., 2019), atizando la desigualdad de oportunidades en el largo plazo (Brunello & Checchi, 2007; Dustmann et al., 2014; Hanushek & Wößmann, 2006; Österman, 2018; Triventi et al., 2020).

Igualmente se reconocen sus capacidades singulares para promover el tránsito a la educación terciaria (Dare, 2006; DeLuca et al., 2006; Walker & Farmer, 2018) y contrarrestar el riesgo de deserción escolar (Henriques, 2018; Plank et al., 2008). Sobre esto último existe alguna discusión vigente (Kelly & Price, 2009). De manera reciente, el entrenamiento ocupacional temprano se ha recomendado como una política educativa y social funcional para facilitar el término satisfactorio de la educación escolar, motivar la construcción de una visión profesional y una vocación, formar habilidades y hábitos oportunos para el trabajo, y propiciar el acceso a la experiencia laboral, elementos que comprenden la base para el tránsito a la educación postsecundaria (OCDE, 2018; Webb et al., 2017; Zimmer-Gembeck & Mortimer, 2006). Otros aportes igualmente advierten sus beneficios en el paso al mercado laboral (Arum & Shavit, 1995; Hanushek et al., 2011; Lee & Byun, 2019; Torun & Tumen, 2019).

La mayor parte de las investigaciones desarrolladas a partir de datos observacionales, aquellos que se colectan en entornos no controlados, ofrecen perspectivas desfavorables sobre los efectos de la formación ocupacional en la generación de condiciones propicias para el tránsito a la educación superior. Comparativamente, en países como Alemania, Chile, Estados Unidos, Francia y Reino Unido se encuentra que estudiantes con formación media vocacional muestran menores tasas de acceso y persistencia (Ainsworth & Roscigno, 2005; Bertrand et al., 2019; Cellini, 2006; Gury, 2011; Holm et al., 2013; Larrañaga et al., 2014; Wicaksono et al., 2018; Zilic, 2018). Inclusive, se ha percibido que aquellos que enseñan esquemas de tránsito exitosos, comúnmente ingresan a instituciones de educación de calidad media a baja (Hayward & Hoelscher, 2011; Hoelscher et al., 2008; Holm et al., 2013). De igual forma, se sugiere que estos estudiantes exhiben menor probabilidad de acceder a becas y mayor probabilidad de matricularse en clases nocturnas (Farías & Sevilla, 2015). Incluso, se ha verificado que existe una preferencia implícita por acceder a la formación académica por encima de la ocupacional desde la escuela, y que es independiente al desempeño de los estudiantes (Byun & Park, 2017; El-Hamidi, 2006). Según Arum & Shavit (1995) & Hallinan & Kubitschek (1999), factores como profesores con menor preparación y motivación, los grupos poco competitivos, el estigma social, y las bajas expectativas educacionales, en el entorno y en los estudiantes, afectan las habilidades de sus graduados.

En Colombia la formación ocupacional se asocia a las instituciones que portan currículos orientados hacia la capacitación y el entrenamiento técnico. Lo que se conoce sobre las capacidades para equiparar las oportunidades es que, conceptualmente, se percibe una desconexión entre los currículos escolares y la demanda por capital humano en los territorios, al igual que con los intereses formativos de los estudiantes; existen débiles alianzas y convenios de cualificación laboral; desfinanciamiento extendido; y ausencia de planificación y articulación educativa, lo que

degenera en baja calidad en la capacitación, restricción al desarrollo profesional, aislamiento institucional e ineficiencia en la homologación de competencias, lo que en últimas recrudece el escenario de paso a la formación superior, al profundizar la desigualdad en la formación (Celis-Giraldo et al., 2006; Celis-Giraldo & Díaz-Ríos, 2010; Dimas & Malagón, 2011; Gomez, 2009).

La evaluación hecha por el Departamento Nacional de Planeación (DNP) de la estrategia de articulación de la educación media con la educación superior y la formación para el trabajo, indica que a pesar de las debilidades estructurales del currículo técnico, este exhibe una capacidad relevante para promover la articulación universitaria y técnica en la población de pequeñas ciudades y zonas rurales. Pese a esto, se identifican inconsistencias en los lineamientos de su implementación, que conducen a la descoordinación de las escuelas y a variedad de enfoques en su aplicación, problemas de control de calidad en los procesos, imprecisión en los roles de operación y al déficit de recursos (DNP, 2015). En Attanasio et al., (2015) abordan los efectos de largo plazo del programa de apoyo social y formación técnica *Jóvenes en Acción (JeA)*⁶, y se indican efectos no significativos de éste en la probabilidad posterior de acceso a la educación universitaria. Diferente de esto, Kugler et al., (2019) concluye que el programa consiguió fomentar la tasa de acceso a educación superior en 3,7% para hombres y 3,2% en mujeres, lo que aviva la incertidumbre sobre el impacto real de la capacitación vocacional en los procesos de tránsito a educación superior.

4. Trayectorias educativas y desigualdad de oportunidades

Por trayectorias educativas se entiende el conjunto de transiciones a través de múltiples ciclos e instituciones educativas, que conllevan a niveles variables de capital humano. Estas transiciones se encuentran condicionadas por las relaciones de estructura y agencia: la elección individual, los esquemas de ascenso en conjunto con la distribución social, y los arreglos institucionales que proveen educación a través del ciclo de vida (Pallas, 2003; Pavlova & Lomakina, 2018). Las trayectorias educativas pueden, en ciertas circunstancias, conducir a la movilidad social, pero usualmente las estructuras sociales permean las elecciones y capacidades individuales de manera que el *statu quo* se mantiene.

El estudio de las trayectorias educativas posibilita el análisis, mediante una perspectiva holística y orgánica, de los determinantes de la experiencia formativa de los individuos durante su vida. Así, cada nodo de formación es el resultado acumulativo de condiciones de aprendizaje y existencia previas, que a su vez moldea las transiciones prospectivas (Denice, 2019; Haas & Hadjar, 2019; Kruss & Wildschut, 2016).

⁶ Jóvenes en Acción es un programa del Departamento Prosperidad Social del gobierno de Colombia que apoya a jóvenes en condición de pobreza y vulnerabilidad a través la entrega de transferencias monetarias condicionadas –TMC-, con el objetivo de facilitar la continuación de estudios técnicos, tecnológicos y profesionales. Durante la formación, los participantes se capacitan en una ocupación u oficio, en un área particular del saber. Esto mejora sus prospectos ingreso al mercado laboral a la vez que promueve la conformación de una vocación que clarifique sus expectativas en la educación superior.

4.1 Origen social y desigualdad educativa

De acuerdo con Solís (2012, 2019) los estudios sobre desigualdad social plantean una distinción cardinal de los conceptos de desigualdad de condiciones y desigualdad de oportunidades (Boudon, 1974; Breen y Jonsson, 2005). El primero, hace referencia a la distribución inequitativa de las dotaciones o recursos económicos, educativos, sanitarios y/u otros activos en un espacio de tiempo determinado. El segundo, implica el grado en que el acceso a estos recursos depende de condiciones socioeconómicas de origen heredadas como el estatus, el género y la etnia, entre otros. Según el autor, la distinción es especialmente relevante, pues permite asociar los conceptos empíricamente y justificar cómo cierto grado de desigualdad de condiciones puede dar lugar a distintos niveles de desigualdad de oportunidades, y viceversa, en virtud de la operación de otros factores que mitigan [amplifican] estas desigualdades, como puede ser la presencia [ausencia] de instituciones o políticas públicas (Solís & Dalle, 2019). Además, la delimitación conceptual pone de relieve la lógica interna de los procesos que promueven el sostenimiento y sucesión de desigualdades en el curso del tiempo y las generaciones.

La discusión con respecto a la relación de la situación social de origen y el alcance educativo de los individuos es vigente en la literatura, resultando en diferentes aproximaciones teóricas. Las posiciones contemporáneas⁷ alrededor de su interacción con el acceso a educación terciaria están marcadas por diversidad de enfoques, métodos y niveles de análisis.

A un nivel agregado, la *hipótesis de la industrialización* (Parsons, 1970) predice un declive en el efecto del origen socioeconómico sobre el logro educativo de los individuos, medido en años. En esencia, como respuesta a los requerimientos crecientes de una sociedad industrial, los sistemas educativos se expanden y se convierten en mecanismos para la distribución de individuos en roles productivos. Pronto, con el crecimiento de las poblaciones escolares las certificaciones educacionales se tornan en el medio de señalización y posicionamiento laboral más eficiente. Con la demanda por trabajo calificado en aumento, los empleadores pagan primas a la mano de obra más capacitada. Es así como individuos de todas las posiciones sociales responden al incentivo y generan mayor demanda por educación (Treiman, 1970). En su mejor forma, la industrialización lleva a que la selección educativa se vuelque hacia dinámicas más meritocráticas y menos atribucionales (Shavit & Kraus, 1990).

Diferente de esto, *la teoría de la reproducción* (Bourdieu & Passeron, 1997) reseña que aun cuando el efecto de las condiciones de origen sobre el logro educativo puede mermar para los niveles iniciales, producto de la expansión, se espera que éste persista durante el tránsito a la educación superior. La discusión de la reproducción generalmente se centra en las escuelas como un sitio que facilita gran parte de la transmisión intergeneracional de

⁷ Los orígenes de la discusión pueden rastrearse, primeramente, hasta el estudio de los efectos del origen socioeconómico en el desempeño escolar dilucidados a partir de la publicación del Reporte Coleman (Coleman et al., 1966). Adicionalmente, se conocen los resultados de los análisis de movilidad educativa y ocupacional basados en la adquisición de estatus por Blau y Duncan (1967).

privilegios o desventajas, dependiendo de la clase o el grupo. Según esta teoría, los sistemas educativos están diseñados de tal modo que tienden a mantener la desigualdad de la estructura social (Domina et al., 2017). Por ejemplo, a pesar de la idea dominante de movilidad social, según la cual la educación es un medio para moverse en la estructura de clases, el compendio de la literatura empírica indica que la mayoría de los niños replican el estatus de clase de sus padres (Chen et al., 2018; Contini et al., 2018; Klugman & Lee, 2019; Leppel et al., 2001; Plewis & Bartley, 2014; von Stumm et al., 2010).

En términos más generales, la reproducción engloba al conjunto de procesos por los cuales las clases en una sociedad desigual tienden a replicar su estatus de una generación a la siguiente, y a la forma en que diversas instituciones sociales como la educación, la política y la economía tienden a garantizar dicha replicación. Para Bourdieu & Passeron (1997) existen cuatro tipos de capital que median en la reproducción social de las sociedades: capital económico, capital cultural, capital humano y capital social.

Tabla 1.

Tipos de capital que intervienen en la reproducción social.

Capital económico	El ingreso y la riqueza, que pueden derivarse de la herencia de capital cultural.
Capital cultural	La visión del mundo, creencias, conocimientos y habilidades que se transmiten de generación en generación y que, a su vez, pueden influir en el capital humano. Este encuentra dos subtipos especialmente relevantes en el éxito educativo: el capital lingüístico (dominio del lenguaje) y el capital escolar (dispuesto y evaluado por el sistema educativo).
Capital humano	La formación y el entrenamiento recibido, y que contribuye a la probabilidad de adquirir capital social.
Capital social	El entorno social al que se pertenece, que puede influir en gran medida en la capacidad para encontrar oportunidades, particularmente empleo.

Reconstrucción basada en (Bourdieu & Passeron, 1997, 1996). Elaboración autor.

Finalmente, desde un análisis microeconómico, *la hipótesis de la aversión relativa al riesgo (ARR)*, explica que la trayectoria de aprendizaje está determinada por el análisis costo-beneficio que cada individuo efectúa a partir de su posición social; los contrastes en las expectativas educacionales entre individuos de posiciones sociales distantes surgen de un proceso razonamiento interno que incorpora beneficios, costos y probabilidades de éxito, y que procura evitar la movilidad social descendente a toda costa. De este modo, el capital humano adquirido durante el ciclo de vida se encuentra en función las dotaciones iniciales y los costos de oportunidad asociados (Breen & Goldthorpe, 1997).

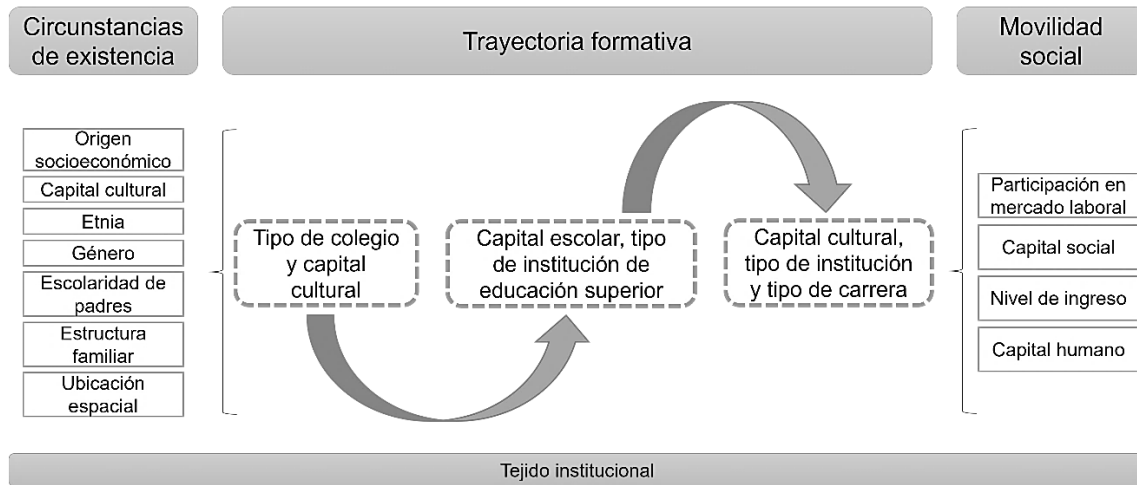
4.2 Identificación de trayectorias educativas

Se propone un modelo diacrónico que reconstruye la trayectoria de los estudiantes en el que se describen las propiedades sociales fundamentales, así como los nodos críticos de tránsito formativo (Ilustración 1). El

ordenamiento de los nodos y sus determinantes también orienta la lógica de la estimación causal en términos de la secuencia de eventos que moldean la trayectoria educativa del estudiante.

Ilustración 1.

Modelo de identificación de la trayectoria educativa basado en Cuenca (2016); Rodrigo & Sánchez (2015).



Elaboración autor.

El objetivo de este marco analítico basado en (Cuenca, 2016; Rodrigo & Sánchez, 2015) es identificar y vislumbrar los determinantes socioeconómicos y escolares de la trayectoria escolar, la transición y competencia en el nivel postsecundario, el ingreso al mercado laboral y la prospectiva de movilidad social:

- I. **Circunstancias de existencia:** vincula la condición socioeconómica de origen, el estatus, el capital cultural, el género, la etnia, la estructura y dimensión familiar, la escolaridad y ocupación de padres y la ubicación espacial, además del tejido institucional. Determinan en mayor medida las características del tipo colegio en el que se cursa la educación básica y media.
- II. **Tipo de colegio y el capital cultural:** reúne el sistema escolar, la oferta educativa, el currículo, el modelo pedagógico, la jornada, el calendario, el carácter, la naturaleza de la institución, su ubicación geográfica, y el nivel socioeconómico al que atiende. También tiene injerencia del tejido institucional. Se asume que determinan en mayor cuenta el nivel de competencias al final de la educación escolar.
- III. **Capital escolar, tipo de institución de educación superior:** compila el capital escolar, el rendimiento en el examen de estado, el tipo de colegio, condiciones socioeconómicas de la familia, el género, la ubicación geográfica, las expectativas formativas y profesionales, participación laboral, el capital cultural, la ocupación de los padres, la escolaridad de los padres y la oferta académica al alcance. También tiene injerencia del tejido institucional. Se asume que determina el tránsito a la educación terciaria, el tipo de

carrera, el tipo y la calidad de la institución de educación superior, así como la cantidad de educación en años cursados.

IV. Capital cultural, tipo de institución y tipo de carrera: acumula el capital universitario, el rendimiento en el examen de estado en educación terciaria, el tipo de universidad, la calidad universitaria, el tipo de carrera, condiciones socioeconómicas de la familia, el capital cultural, el género, la ubicación geográfica, participación laboral, la ocupación de los padres, la escolaridad de los padres y la oferta laboral al alcance. También tiene injerencia del tejido institucional. Se asume que determina el tránsito al mercado laboral, el capital social, el nivel de ingreso y la mayor parte de las posibilidades de movilidad social.

5. Datos

El análisis empírico de trayectorias se implementa a partir de una única base de datos que incorpora la información relevante para el control de los determinantes del logro formativo hasta la transición al nivel superior. Los registros administrativos utilizados en este ejercicio son:

- a. Resultados académicos en el examen SABER11 y caracterización socioeconómica, escolar y de expectativas formativas para estudiantes que finalizan la educación media en el periodo⁸ 2010-II a 2014-I.
- b. Resultados universitarios en el examen SABERPRO o SABERTYT y caracterización socioeconómica y académica para estudiantes que finalizan la educación superior en el periodo 2016-I a 2019-II.

El empalme de los seguimientos para compilar un registro único de perfiles requiere de la asociación de identificadores entre alumnos a través de las bases, lo que equivale a enlazar su información en distintos momentos del tiempo. Con el objetivo de blindar la precisión de la unificación, y evitar errores y/o duplicidades en los registros, se sumó al criterio de concordancia del identificador, la similitud en campos como el sexo y la fecha de nacimiento. Dado el enfoque causal de la investigación, los estudiantes que no evidencian tránsito exitoso a la educación superior se reconocen a través de los perfiles que no establecieron ningún tipo de cruce⁹ entre los seguimientos.

En medio de la conceptualización del marco de trayectorias educativas, una limitación crucial del ejercicio de reconstrucción fue la definición de los grupos de análisis, respecto a las fuentes de información disponible. El ingreso a la educación superior por un estudiante se establece mediante su presencia trazable en los registros de

⁸La elección de los periodos de referencia, tanto en el SABER11 como en SABERPRO y SABERTYT, obedece a la delimitación del espacio de tiempo con el mayor nivel de traslape y comparabilidad entre los indicadores recolectados por el cuestionario de los exámenes, de manera que se agrupara la mayor cantidad de variables homogéneas, periodos y población de estudio.

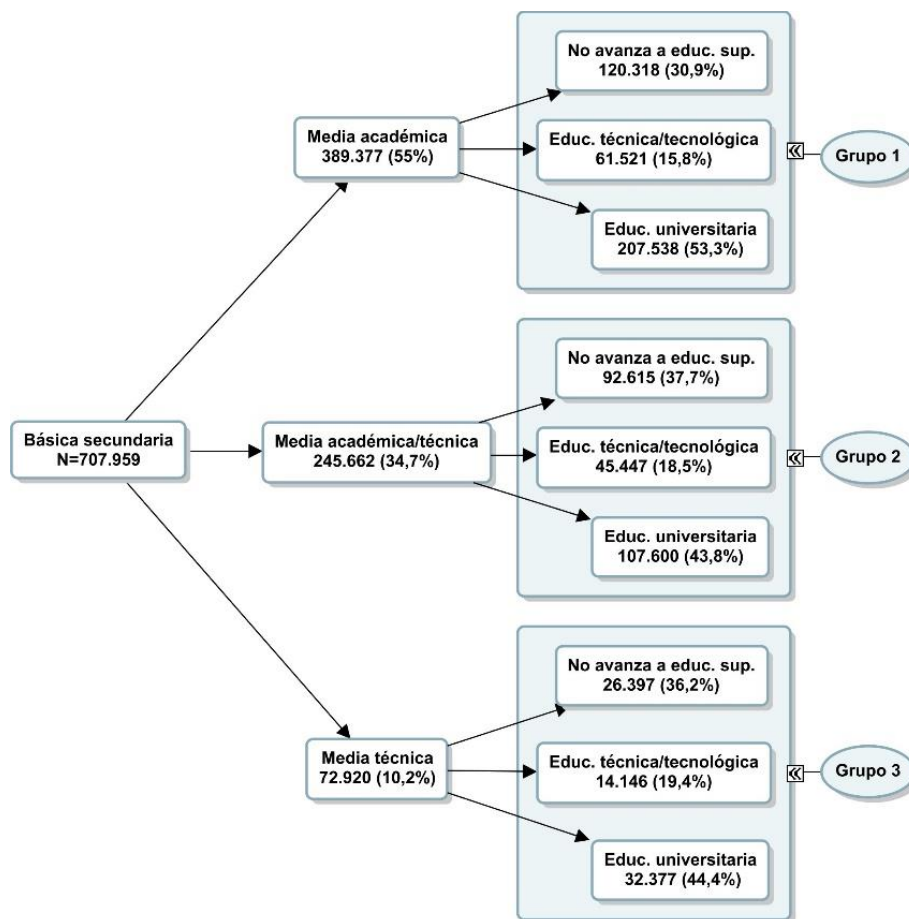
⁹ Se utiliza la expulsión de individuos de la trazabilidad para conformar un indicador que evalúe el tránsito. Esta medición supone de entrada que los registros administrativos del Icfes efectúan un seguimiento consistente de la población en educación terciaria, al igual que exige una medición del tránsito que trasciende la elemental inscripción en un nivel educativo subsiguiente.

SABER11 hasta SABERPRO-SABERTYT. No obstante, en términos de la medición del tránsito inmediato o de la tasa graduación en el nivel superior, este indicador se muestra impreciso. Y ninguno de estos parámetros es de interés en este ejercicio.

Uno de los aportes originales de este trabajo es la aplicación, en el contexto de las trayectorias educativas, de una redefinición del tránsito formativo, en donde el auténtico traspaso se efectúa cuando los estudiantes cumplen una porción significativa del ciclo de formación, en la que efectivamente han desarrollado y adquirido un conjunto de competencias y destrezas que habilitan su participación en el mercado laboral. Esta noción de tránsito trasciende la medición del proceso de acceso, verificado por indicadores de matrícula, e integra una dimensión de completitud formativa en la trayectoria, en la que sólo existe transición una vez es transformado el capital humano. En este marco es razonable suponer que el tránsito es apto cuando los estudiantes han realizado los exámenes SABERPRO-SABERTYT, pues han culminado una parte mayoritaria del programa y se acercan a la titulación.

Ilustración 2.

Reconstrucción de trayectorias educativas de tránsito a educación superior por tipo de currículo impartido en educación media para universo de estudio.



Fuente: Icfes. Elaboración autor.

Empíricamente, en este escenario el tránsito efectivo se define como el traspaso de la educación escolar hasta el nivel de la educación superior, que se verifica con el cruce los registros del Icfes. Este concepto se basa en la cualificación y es independiente de la adquisición de títulos. Tampoco hace referencia al ingreso o capacidad de acceso a instituciones del nivel superior. Por tanto, la proporción de tránsito lo que mide es la relación de estudiantes que consiguen realizar tránsito efectivo durante el periodo de referencia, relativo a aquellos que no.

El universo contiene 707.959 observaciones a nivel de estudiantes que pertenecen a la media escolar durante 2010-2014, con trazabilidad discreta de su trayectoria para 2016-2019. Empero, a causa de las condiciones de diligenciamiento de los formularios descriptivos del Icfes, se cuenta con información completa y consistente en los indicadores de interés para 41.642 estudiantes. Una muestra no aleatoria con representatividad global del 99,99% y un margen de error del 1%. La *Ilustración 2* hace una reconstrucción descriptiva de las trayectorias formativas identificadas en el universo para los nodos de tránsito de educación secundaria hasta educación superior, distinguiendo el tipo de currículo impartido.

En la Tabla 2 se presentan las diferencias socioeconómicas y escolares existentes entre estudiantes matriculados en educación media vocacional y educación media académica. Por una parte, el nivel ligeramente inferior en promedio para indicadores de caracterización socioeconómica, capital cultural, y estatus, así como de desempeño global en el examen SABER11, se hace evidente en jóvenes expuestos a capacitación técnica durante la escuela. En específico, el logro educativo de padres y madres es superior para estudiantes del grupo de control. Sucede lo mismo con el estrato socioeconómico y la categoría de nivel de ingreso del hogar. Agregado a esto, se observa mayor porcentaje de egresados para colegios oficiales (79%) y con residencia en áreas rurales (15%) en el grupo de alumnos vocacionales, con respecto a estudiantes académicos. La brecha en puntos porcentuales de la proporción de estudiantes con tenencia de bienes y servicios esenciales como telefonía (24,6 p.p.) y computadores (15 p.p.), siempre favorece al grupo de control. Igualmente, en el desempeño en los exámenes SABER11 (2,8 p.p.), SABERPRO (2,98 p.p.) y SABERTYT (0,88 p.p.) (*Tabla 3*).

Tabla 2.

Media y varianza de variables de línea base en grupos de tratamiento y control.

Estadístico Variable	Promedio		Varianza	
	Media académica	Media técnica	Media académica	Media técnica
Tránsito a educación superior	0,71	0,66	0,20	0,22
Región geográfica de ubicación [0,1]				
Caribe	0,20	0,23	0,16	0,18
Pacífica	0,68	0,41	0,21	0,24
Orinoquía	0,01	0,04	0,01	0,04
Amazonas	0,005	0,009	0,004	0,009
Nivel educativo padre [0,1]				
Ninguno	0,02	0,02	0,01	0,01
Primaria incompleta	0,09	0,14	0,08	0,11
Primaria completa	0,10	0,16	0,09	0,13
Secundaria incompleta	0,11	0,14	0,10	0,12

Secundaria completa	0,24	0,29	0,18	0,20
Técnica o tecnológica incompleta	0,01	0,01	0,01	0,01
Técnica o tecnológica completa	0,07	0,07	0,06	0,06
Profesional incompleta	0,02	0,01	0,02	0,01
Profesional completa	0,19	0,09	0,15	0,08
Postgrado	0,06	0,01	0,05	0,01
Nivel educativo madre [0,1]				
No sabe	0,01	0,01	0,01	0,01
Primaria incompleta	0,07	0,11	0,07	0,10
Primaria completa	0,10	0,14	0,09	0,12
Secundaria incompleta	0,13	0,16	0,11	0,13
Secundaria completa	0,27	0,31	0,19	0,21
Técnica o tecnológica incompleta	0,02	0,01	0,02	0,01
Técnica o tecnológica completa	0,09	0,08	0,08	0,07
Profesional incompleta	0,03	0,01	0,02	0,01
Profesional completa	0,19	0,09	0,15	0,08
Postgrado	0,05	0,02	0,05	0,02
Material construcción pisos hogar [0,1]				
Madera burda o tabla	0,04	0,04	0,03	0,03
Madera pulida, baldosa o marmol	0,64	0,47	0,22	0,24
Tierra, arena	0,02	0,03	0,01	0,03
Estrato socioeconómico vivienda				
Estrato 1	0,21	0,38	0,16	0,24
Estrato 2	0,32	0,40	0,22	0,24
Estrato 3	0,29	0,18	0,21	0,15
Estrato 4	0,10	0,03	0,09	0,03
Estrato 5	0,04	0,007	0,04	0,007
Nivel SISBEN de hogar [0,1]				
Nivel 1	0,23	0,40	0,18	0,24
Nivel 2	0,18	0,24	0,15	0,18
Nivel 3	0,05	0,04	0,05	0,03
Otro	0,008	0,006	0,008	0,006
Naturaleza colegio (OFICIAL, NO OFICIAL) [0,1]				
NO OFICIAL	0,52	0,21	0,25	0,17
Área ubicación colegio (RURAL, URBANO) [0,1]				
URBANO	0,92	0,85	0,07	0,12
Tenencia de bienes en el hogar SI [0,1]				
Computador	0,75	0,59	0,18	0,24
Lavadora	0,78	0,61	0,17	0,23
Telefonía fija	0,70	0,44	0,21	0,24
Categoría ingreso mensual familiar [1-7]	2,86	2,07	2,42	0,99
Número de cuartos vivienda	2,95	2,86	1,04	0,98
Número de personas hogar	4,58	4,69	2,62	2,79

Elaboración autor.

Estos diferenciales sugieren que un intenso sesgo de selección podría estar operando entre los alumnos de sendos currículos, lo que soporta el enfoque estructural de la formulación y motiva a revisar los determinantes de la participación en el tratamiento, es decir, el mecanismo de asignación. Se resalta que, el indicador de la proporción media de tránsito a educación superior verifica la existencia de un diferencial de alrededor de 5% en favor de estudiantes expuestos a formación académica, con respecto a los que exclusivamente cursan formación técnica. En otras palabras, a primera vista, el tránsito exhibe disparidad entre los currículos de educación media.

Tabla 3.

Diferencias de medias entre grupos para principales variables de respuesta.

VARIABLES DE RESPUESTA	n	Técnico (a)	Académico (b)	Diferencia (c) = (b) – (a)
Puntaje SABER11	41.642	47,91	50,43	2,51 (0,1052354) ***
Puntaje SABERPRO	22.215	49,43	52,42	2,98 (0,1660491) ***
Puntaje SABERTYT	6.776	49,06	49,94	0,88 (0,2601502) ***

Elaboración autor. Nota: *** indica significancia al nivel del 1%. Errores estándar en paréntesis.

6. Métodos

6.1 Tratamiento y parámetros de interés

Mare (1980, 1981), en el estudio de brechas educacionales, propone transitar de la medición de desigualdades a través de años de escolaridad, al uso de probabilidades de progresión de niveles educativos. Bajo este esquema¹⁰, la desigualdad de oportunidades educativas opera mediante la asociación entre los orígenes socioeconómicos y las posibilidades de entablar transiciones educativas exitosas. Una de las ventajas del *modelo de Mare* es que permite evaluar cómo se modifica la intensidad de las desigualdades en niveles de formación sucesivos.

Entonces, se delimita el tránsito educativo como (y_i) , en donde:

$$i = \begin{cases} 1 & \leftrightarrow \text{el estudiante tiene trazabilidad en registros SABERPRO/SABERTYT} \\ 0 & \leftrightarrow \text{de cualquier otra forma} \end{cases}$$

Los destinos en educación superior para lograr la identificación de la estimación comprenden: educación universitaria, educación tecnológica y educación técnica, como tránsito efectivo ($y_i=1$); y ninguno de las anteriores, como tránsito no efectivo ($y_i=0$). Estos se codifican a través de una variable binaria de presencia en la educación superior que permite computar el rango de probabilidades a partir del vector de atributos de influencia. De acuerdo con esto, (y_i) define al indicador de interés que es la probabilidad media $Pr^*E(y_i)$ de tránsito a un nivel formativo de educación superior del estudiante, dado un vector de atributos de origen socioeconómico.

El diseño de la investigación se apoya estrictamente en la caracterización curricular ofrecida por el Icfes¹¹, y no tiene en consideración los convenios de capacitación ocupacional que puedan celebrar las escuelas académicas de manera externa.

¹⁰ Desde su desarrollo a finales de los años 70's el modelo de Mare ha sido aplicado en numerosos estudios de estratificación educativa, así como de las variaciones de ésta durante épocas de expansión educativa (Blanden & Machin, 2004; Heath & Clifford, 1990; Shavit & Blossfeld, 1993; Shavit & Westerbeek, 1998; Smith & Cheung, 1986; Torche, 2005).

¹¹ Una limitación del estudio que reduce la validez interna de los estimados.

Se identifican los participantes del tratamiento (t) como aquellos estudiantes matriculados en colegios cuyo currículo reportado en los registros del Icfes coincida con la categoría de carácter técnico¹² ($t=1$), con algunas precisiones; el universo de estudiantes correspondientes a la población de estudio, tratados y controles se limita de manera exclusiva a aquellos que tomen el SABER11 por primera y única vez. Este criterio se vincula a la identificación de las unidades de análisis como una disposición metodológica orientada a la supresión de sesgos informacionales en los estudiantes que pudieran condicionar sus oportunidades de tránsito educativo por medio de experiencias previas. El grupo de comparación lo componen los estudiantes que describen matrícula en escuelas con carácter estrictamente académico ($t=0$).

Históricamente, a la formación vocacional en el nivel escolar se le han atribuido facultades formativas primordiales en el desarrollo de habilidades y competencias laborales en los jóvenes. Para Colombia, no se conocen estimaciones que midan la ventaja o desventaja asociada a este tipo de cursos en las posibilidades de alcance educativo. Así, este diseño experimental se fundamenta en el interés por establecer el efecto diferencial que tiene el bachillerato técnico, con respecto a la alternativa curricular estándar, que es el bachillerato académico. Los impactos aproximables tienen interpretación relativa en el marco del conjunto de elecciones educativas que enfrentan los jóvenes.

La probabilidad media de tránsito efectivo se calcula desde los resultados factuales que exhiben los estudiantes en los respectivos grupos de análisis, condicionales a sus características socioeconómicas y su perfil escolar. Como resultado, el ATE o efecto promedio se identifica por la diferencia en la probabilidad media de transición efectiva en educación técnica, y la probabilidad media de transición efectiva en educación académica.

$$\tau_{ate} = [\overline{\Pr}(y = 1 | t = 1) - \overline{\Pr}(y = 1 | t = 0)]$$

Lo que se espera es que cursar bachillerato vocacional genere un efecto diferencial en la trayectoria educativa de los estudiantes, luego de controlar la variación interpuesta por las características de origen, el perfil académico y las expectativas. Específicamente, se pretende capturar este impacto en la distribución de las probabilidades de ascender a formación del nivel superior. En el marco de la teoría de la reproducción y su influencia sobre la trayectoria escolar y profesional, se espera conocer la participación que tiene el currículo técnico desde la escuela, en la brecha de oportunidades formativas.

¹² Por otro lado, el análisis técnico de la estructura de reporte de la información consignada en SABER11 relata la existencia de una categoría de carácter de colegio denominada académico/técnico, que para efectos de la formulación no es considerada en el universo de estudio, pues hace referencia a escuelas con implementación de ambos currículos, sin distinción específica a nivel de estudiante de su participación en cada de uno de ellos.

6.2 Ponderación inversa por probabilidad y ajuste de regresión (PIPAR)

Con base en las consideraciones de Busso, DiNardo, & McCrary (2014) y King & Nielsen (2018, 2019), se plantea la implementación de estimadores basados en la ponderación inversa (PIP) de subconjuntos de observaciones subrepresentadas o sobrerrepresentadas entre los grupos de análisis, para balancear la distribución de rasgos observables en la muestra, modelando el sesgo de selección desde el tratamiento (Austin, 2011; Frölich, 2004; Hirano & Imbens, 2001). Esta estrategia se combina con el enfoque de ajuste de regresión (AR), que usa medias de los resultados de la predicción en cada nivel de tratamiento para imputar los resultados potenciales promedio, y así modelar el sesgo de selección desde los resultados.

Este estimador combinado se conoce como doble robusto, porque controla el sesgo en una formulación de dos vías (Bang & Robins, 2005; Carpenter et al., 2006; Kang & Schafer, 2007; Linden, 2017; Seaman & Vansteelandt, 2018; Tan, 2010) y se conoce como *ponderación inversa por probabilidad y ajuste de regresión* (PIPAR¹³) (Śloczyński & Wooldridge, 2018; Wooldridge, 2007, 2010). De acuerdo con Cerulli (2015) & Wooldridge (2010), la robustez de esta técnica yace en que sólo es indispensable que uno de los estimadores se encuentre correctamente especificado, pero no ambos, para obtener efectos causales consistentes, condicionados a los parámetros de control.

Teniendo en cuenta que se asume una forma no lineal en el indicador principal de interés Pr_i , la aplicación del estimador PIPAR sigue así. Se estiman las probabilidades de tratamiento $\hat{p}_i(\mathbf{x}_i)$ por máxima verosimilitud utilizando una formulación logit. Las ponderaciones (IPW) se calculan al tomar el inverso de la probabilidad de tratamiento para cada observación. Luego, $\hat{p}(\mathbf{x})$ para un individuo se define por (Rosenbaum & Rubin, 1983) como:

$$\hat{p}_i(\mathbf{x}_i) = \Pr(t_i = 1 | \mathbf{x}_i) = F(\mathbf{x}) = E(t_i | \mathbf{x}) \quad (1)$$

Donde \mathbf{x} es el vector multidimensional de parámetros determinantes de la asignación del tratamiento, compuesto por características observables, y $F\{.\}$ es una función acumulativa. Así, \mathbf{x} incorpora información asociada con el perfil socioeconómico de origen, estatus y capital humano del hogar del estudiante, que se establecen previo al tratamiento. Los puntajes de propensión $\hat{p}(\mathbf{x})$ generados por la ecuación (1) se utilizan para conformar una muestra sintética en la que la distribución de las variables de control es independiente de la asignación del tratamiento. Mediante ponderación inversa simple, igual a 1 para tratados y $\frac{\hat{p}(X)}{1-\hat{p}(X)}$ para controles, siguiendo a (Hirano & Imbens, 2001), las ponderaciones pueden definirse de manera conjunta como:

$$\omega_i = t_i + (1 - t_i) \frac{\hat{p}(X)}{1-\hat{p}(X)} \quad (2)$$

¹³ *Inverse probability weighting and regression adjustment* (IPWRA) en inglés.

En donde \hat{p} es el puntaje de propensión estimado.

Para el estimador RA se definen las funciones paramétricas de la media condicional de los posibles resultados como $m_0(\mathbf{x}, \boldsymbol{\delta}_0)$ y $m_1(\mathbf{x}, \boldsymbol{\delta}_1)$. Se aplica un modelo de regresión probabilístico para unidades tratadas y otro para las no tratadas, que promedia la predicción resultante para computar los efectos del tratamiento. En esta etapa se incorporan variables con anterioridad y posterioridad a la asignación del tratamiento, pues lo que se modela es el resultado de interés. Se incluye el vector de determinantes del tránsito a educación superior, como el perfil socioeconómico de origen, capital humano del hogar, características de la sede educativa, puntaje SABER11, expectativas educativas y participación laboral. Se aplica regresión por mínimos cuadrados ponderados utilizando los pesos definidos para obtener los parámetros por medio de:

$$\min_{\boldsymbol{\beta}_1} \sum_{i=1}^N t_i \left(Pr_i - \frac{e^{(x_i \boldsymbol{\beta}_1)}}{\{1 + e^{(x_i \boldsymbol{\beta}_1)}\}} \right)^2 / \hat{p}_i(\mathbf{x}_i) \quad (3. a)$$

$$\min_{\boldsymbol{\beta}_0} \sum_{i=1}^N (1 - t_i) \left(Pr_i - \frac{e^{(x_i \boldsymbol{\beta}_0)}}{\{1 + e^{(x_i \boldsymbol{\beta}_0)}\}} \right)^2 / (1 - \hat{p}_i(\mathbf{x}_i)) \quad (3. b)$$

Entonces, el ATE y el ATET pueden re expresarse como:

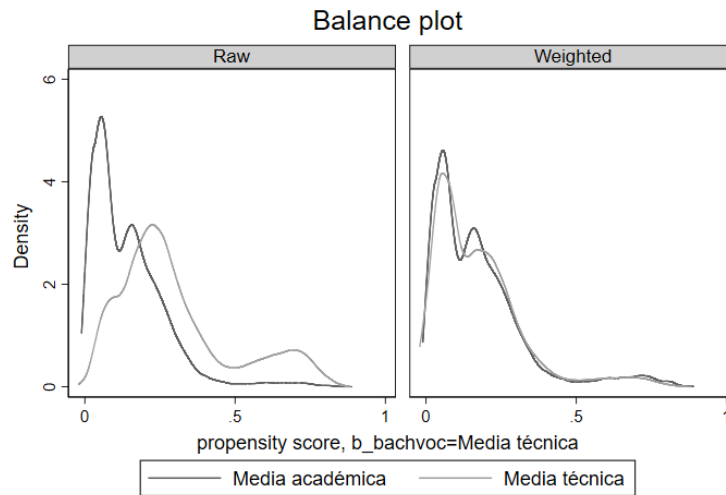
$$\hat{t}_{ate} = N^{-1} \sum_{i=1}^N \left[\left(\frac{e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_1)}}{\{1 + e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_1)}\}} \right) - \left(\frac{e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_0)}}{\{1 + e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_0)}\}} \right) \right] \quad (4. a)$$

$$\hat{t}_{atet} = N^{-1} \sum_{i=1}^N t_i \left[\left(\frac{e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_1)}}{\{1 + e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_1)}\}} \right) - \left(\frac{e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_0)}}{\{1 + e^{(x_i \hat{\boldsymbol{\beta}}_0)}\}} \right) \right] \quad (4. a)$$

En esta estimación se hace uso de una matriz de errores ajustados por clúster de acuerdo a lo recomendado por Angrist J. D. and J. S. Pischke (2008) y Athey & Imbens (2017), teniendo en cuenta que la unidad de asignación de tratamiento es la sede educativa y no el estudiante.

Ilustración 3.

Verificación del balance en grupos. Distribución de puntajes de propensión antes y después de reponderar por medio de PIP.



Elaboración autor. Nota: función Kernel Epanechnikov.

La estimación de efectos de tratamiento con PIPAR se sostiene en el cumplimiento de los supuestos de independencia condicional media (ICM) y soporte común. El primero presume que, restringido al conjunto de parámetros de control, la asignación del tratamiento es esencialmente aleatoria. En la práctica esto es debatible, pues es posible que la selección en el tratamiento aun conserve la influencia de elementos no observables no capturados por los controles. Para evitar esto, se integró un conjunto de variables lo suficientemente diverso y amplio que redujera la probabilidad de evocar selección por no observables en la muestra. Este es el caso particular del indicador asociado con las expectativas educativas, que pretende capturar las preferencias y motivaciones particulares de los estudiantes en el corto plazo en torno a su logro universitario.

El segundo supuesto señala que, en la medida en que se condiciona el tratamiento a los parámetros suministrados, cada unidad tiene una probabilidad positiva de recibirlo. Si esto es así, se garantiza que en la muestra de estudio se observen unidades tratadas y no tratadas para el rango completo de valores de cada parámetro de control, y que se traspongan las distribuciones de probabilidad de participar en la intervención, con lo que se asegura la identificación. El grado de soporte común, conocido como el balance de los grupos, que indica la similitud de las distribuciones en los parámetros de control, también conforma un indicador relevante en la consistencia de la especificación. Para evaluar el soporte común y la calidad del balance, se aplican diferencias de medias estandarizadas cada variable, antes y después de re ponderar la muestra, a través del indicador sugerido por Imbens & Wooldridge (2009):

$$\bar{x}_i = \frac{(\bar{X}_{1i} - \bar{X}_{0i})}{\sqrt{(S^2_{1i} - S^2_{0i})}}$$

Véase *Tabla A6* en 12. Anexos e *Ilustración 3*. En Imbens & Rubin (2015) se sugiere que en la evaluación del soporte común diferencias de medias estandarizadas por encima del valor absoluto (0,25) deben ser causa de preocupación. Como se ve en *Tabla A6* ninguna de las diferencias alcanza o excede este valor. Esto insinúa que, sujeto al conjunto de parámetros, la especificación es válida para derivar estimados del ATE y ATET desde la aplicación del primer estimador PIP.

7. Resultados

7.1 Estimación

Imbens & Wooldridge (2009) recomiendan el uso de distintas aproximaciones para la estimación de los efectos de tratamiento como una estrategia de revisión de la robustez de los resultados. Las estimaciones PIPAR se acompañan de estimaciones separadas de las estrategias PIP y AR, además de una estimación por medio de emparejamiento por puntaje de propensión¹⁴. El PSM es uno de los métodos más populares para la estimación de efectos de tratamiento y evaluación de impacto en la literatura, en particular en el campo de la educación (Alcott, 2017; Belfi et al., 2016; Caliendo & Bonn, 2008; Kam & Palmer, 2011; Kelly & Price, 2009; Powell et al., 2020), y se basa en supuestos similares¹⁵ al PIPAR. Posteriormente, aunque la propuesta es robusta ante problemas de especificación y sesgo, es susceptible a la incidencia de factores no observables. Para evaluar la sensibilidad de la formulación ante este potencial obstáculo se aplican la estrategia de cotas de Rosebaum (DiPrete & Gangl, 2004; Rosenbaum, 2002).

El estimador PIPAR en su primera etapa¹⁶ modela la distribución del tratamiento en la muestra, y para esto lleva a cabo la estimación de puntajes de propensión a matricularse en currículo técnico en la media escolar, condicional a un conjunto de variables de control (*ex ante*). Este ejercicio utiliza un modelo Logit y los efectos marginales estimados se presentan en la *Tabla A7*. El uso de puntajes de propensión en este escenario responde a la necesidad de establecer los factores asociados a la participación en el tratamiento. A partir de ello, la instrumentalización de los puntajes de propensión busca reducir el desbalance en la distribución de las variables en participantes y no participantes, para el procedimiento de inferencia causal en el tránsito a educación superior.

A nivel descriptivo y formal las probabilidades de matrícula en media técnica verifican en algunos aspectos el sesgo de selección indicado preliminarmente, sugiriendo la existencia de un patrón sistemático y consistente de

¹⁴ Propensity Score Matching (PSM) en inglés.

¹⁵El PSM resuelve el problema fundamental de *datos faltantes* a través del emparejamiento por puntaje de propensión al tratamiento, mientras que PIPAR corrige el mismo problema mediante reponderación en uso del puntaje de propensión. Agregando a esto, se conoce que el estimador PIPAR brinda dos oportunidades para el ajuste de selección por no observables, al combinar la ponderación inversa y el ajuste de regresión, en cambio PSM se soporta exclusivamente sobre el modelo de puntaje de propensión.

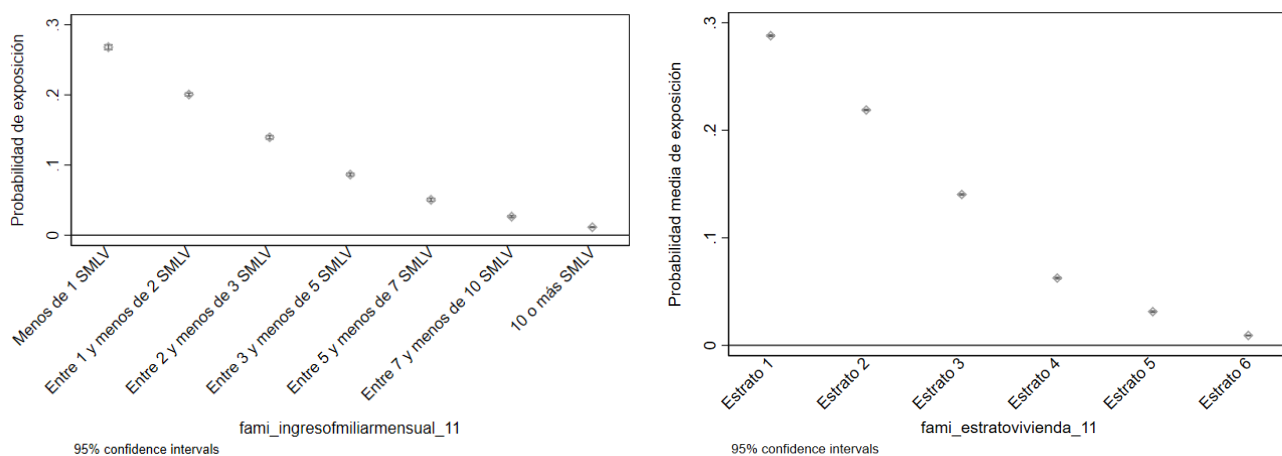
¹⁶En el apéndice B se describe el modelo de resultados potenciales (MRP) como estrategia de identificación de los parámetros de impacto de la estimación.

atributos socioeconómicos, que pueden estar en sintonía o contravención con sus impactos sobre las oportunidades de tránsito educativo, subsanando o amplificando las brechas. Considerando lo examinado en los trabajos previos y parte de lo sintetizado por medio del modelo de trayectorias, algunas variables profieren significancia y coeficientes de efecto cualitativamente afines con lo esperado. El estatus socioeconómico (Ilustración 4), en conjunto con características del establecimiento educativo, como naturaleza y ubicación, reúnen los mejores predictores observables de la participación en educación vocacional. Además, de acuerdo con los resultados de Mora Rodríguez & Estrada Nates (2021) respecto al desempeño académico y el entorno de desarrollo, se incorpora un parámetro categórico geográfico de origen en ambas etapas del modelo, para capturar eventuales influencias regionales de carácter sociopolítico y cultural.

La segunda parte del estimador modela la distribución del tránsito a educación superior con base en el indicador de interés definido. En la *Tabla A8* se presentan los efectos marginales de la estimación de determinantes del tránsito a educación superior a través de una especificación Logit, con ajuste de regresión (AR), para la muestra de estudiantes de colegios técnicos y académicos. Lo más importante, es que se observa correlación de las expectativas de estudiantes en torno al tipo de educación superior con la variación de sus oportunidades de tránsito. Este último hallazgo revela que la inclusión de información acerca de preferencias educativas en la formulación, que frecuentemente integra el vector de parámetros no observables, tiene preminencia en el diseño de la investigación.

Ilustración 4.

Probabilidad media de matrícula en currículo técnico respecto a categoría de ingreso del hogar y estrato socioeconómico de la vivienda.



Elaboración autor.

Previo a la especificación de la formulación final de la especificación completa del estimador PIPAR, se corrieron iteraciones con variaciones en el grupo de controles, que incluyeron modificaciones en formatos categóricos y continuos, así como interacciones, y que se evaluaron en función de los resultados del balance en el

puntaje de propensión al tratamiento y el balance en atributos específicos. La inclusión de parámetros en la especificación final se basa en el criterio de la prueba de Wald. El conjunto final de parámetros incorporados es aquel que crea una mejora estadísticamente significativa en el ajuste del modelo. La formulación definitiva responde a criterios de balance, convergencia y calidad en el ajuste.

7.2 Efecto en oportunidades de transición al nivel de educación superior

Los resultados indican que estudiantes con formación técnica durante la media escolar presentan en promedio menor probabilidad condicional de tránsito a educación superior. Las medias de resultado potencial (MRP¹⁷) representan los escenarios factual y contrafactual de la intervención educativa, basadas en la reconstrucción de las distribuciones de efectos estimados. Esencialmente, aproximan el indicador de interés en cada individuo modificando exclusivamente su presencia en la intervención.

Tabla 4.

Medias potenciales de resultado (MRP) para cada grupo de análisis.

Resultado	Modelo	Muestra	MRP (0)	MRP (1)
Probabilidad de tránsito a educación superior	PIPAR	Participantes y no participantes	0,702 (0,0004)	0,684 (0,0006)
Probabilidad de tránsito a educación superior	PIPAR	Participantes	0,679 (0,0010)	0,655 (0,0012)

Elaboración autor. Errores estándar en paréntesis.

La MRP (0) de la probabilidad de tránsito en el evento en que todos los estudiantes analizados cursaran educación media académica es de (0,702), en contraste con la MRP (1), para el caso en el que se encontraran adscritos educación técnica (0,684) (Tabla 4). En consecuencia, el ATE en las posibilidades de alcanzar la educación superior atribuido a este tipo de currículo escolar se estima en (-0,0178), esto es, la esperanza de ascenso educativo es (1,78) puntos porcentuales, o (2,6%), inferior para jóvenes que pasan educación media técnica, con todo lo demás constante. El ATET se estima en (-2,22) puntos, o (-3,6%).

La Tabla 5. enseña los resultados de la estimación de impacto para PIPAR y otros métodos econométricos de evaluación como medida de contraste. Las especificaciones alternas están basadas en los modelos finales de asignación de tratamiento y de resultados promedio. Inicialmente se muestran resultados independientes para las especificaciones PIP y AR, que conforman en conjunto el modelo doble robusto. Tanto el ATE como el ATET estimados por PIP son equiparables a los resultados del estimador PIPAR, y gozan de significancia estadística al 99% de confianza. Diferente de esto, el ATE estimado por RA se reduce a (-0,0065), y pese a ser cualitativamente equivalente, no evidencia significancia, a diferencia del ATET.

¹⁷ La media de los resultados potenciales, Potential Outcome Mean (POM) en inglés.

En la última fila de la *Tabla 5*. se exponen los estimados del impacto (-0,0165 y -0,0243) por PSM, significativos al 99%. Para PSM se aplicó el algoritmo de emparejamiento radial (*caliper matching*) (Austin, 2011). El tamaño del caliper, o radio de tolerancia, se fijó en (0,1) y se consideró un mínimo de diez casos dentro de este. Adicionalmente, se aplicaron errores estándar robustos de Abadie & Imbens (2002, 2011). Estos estimados soportan la hipótesis de que, de no haber cursado bachillerato técnico, los estudiantes matriculados en éste mostrarían en promedio probabilidades superiores de transitar a la educación superior.

Tabla 5.

Efectos promedio de tratamiento para diferentes modelaciones.

Resultado	Modelo	ATE	ATET
Probabilidad de tránsito a educación superior	PIPAR	-0,0178377 (0,0086482) **	-0,0221202 (0,0075655) ***
	PIP	-0,0232032 (0,0040424) ***	-0,0238869 (0,0016999) ***
	AR	-0,0084592 (0,0086051)	-0,0254971 (0,0073455) ***
	PSM	-0,01655 (0,001697) ***	-0,0234384 (0,0010359) ***

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

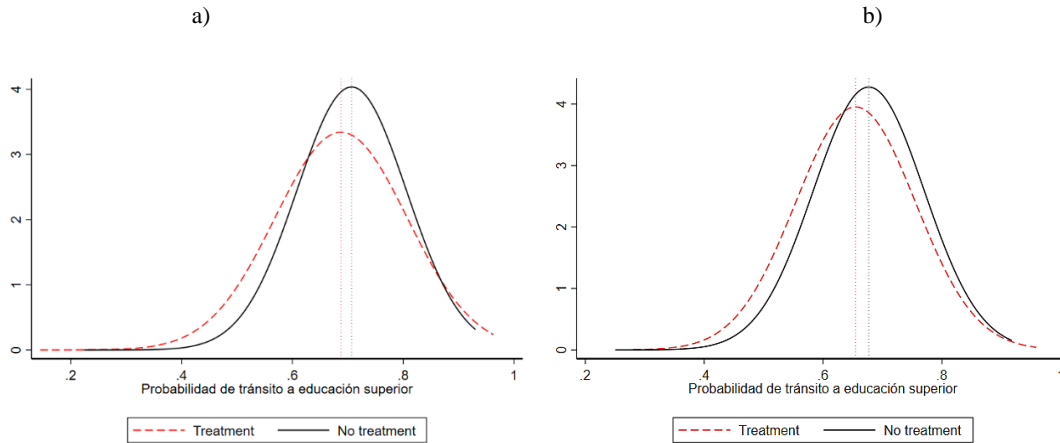
Dado que se cuenta con una idea de la variación en cada grupo a través de las distribuciones, se puede emplear esta información como criterio para establecer una comparación estándar de la diferencia estimada. Este principio se cuantifica con el cálculo del tamaño del efecto (Coe, 2002). Para esto, se aplica diferencia de medias estandarizadas a las MRP con el estimador delta de Glass¹⁸ experimental. La brecha resultante en las probabilidades de tránsito atribuible al tipo de currículo cursado es de aproximadamente (0,2) y (2,8) desviaciones estándar, dado el ATE y el ATET estimados vía PIPAR, respectivamente.

¹⁸ $\delta = \frac{\mu_1 - \mu_2}{\sigma}$

El estimador Delta de Glass fue originalmente diseñado en el contexto de experimentos, y utiliza la desviación estándar del grupo de control en el denominador. De manera subsecuente, se ha extendido su aplicación a estudios no experimentales. Como en la realidad no existe grupo de control en los estudios observacionales, se recomienda el reporte del estimador usando la desviación estándar de cada grupo. De este modo, el Delta de Glass #1 usa la desviación del primer nivel de tratamiento y el #2 usa la del segundo nivel.

Ilustración 5.

Distribución normal experimental y efecto en la probabilidad de tránsito a educación superior para: a) matriculados y no matriculados (ATE) y, b) matriculados (ATET).



Elaboración autor.

En la *Ilustración 5* se trazan las distribuciones experimentales de la probabilidad de tránsito a formación superior para la asistencia a colegios técnicos y académicos para la muestra completa y la muestra de elegibles. Las punteadas verticales marcan las medias potenciales de la Tabla 4. La distancia entre las medias representa el impacto medio en las oportunidades de tránsito atribuido específicamente a la exposición a currículos técnicos.

7.2 Efecto modificador

En un sentido más formal, el ATE es una función de la distribución de los efectos en la muestra, y por lo tanto de las características intrínsecas de esta. Para Hernán & Robins (2020) estas características se conocen como modificadores. Así, se dice que un parámetro Z es un modificador del efecto de A en Y , cuando el efecto causal promedio de A en Y , varía sobre la distribución de Z .

$$ATE^{z=1} = E(y_1^{z=1} - y_0^{z=1}) \neq ATE^{z=0} = E(y_1^{z=0} - y_0^{z=0})$$

De esta manera, si Z modifica el efecto de un tratamiento A en un resultado Y , entonces el ATE se alterará entre poblaciones con una prevalencia distinta de Z (Vanderweele & Robins, 2014). Diferencias en la distribución de Z pueden dar lugar a modificaciones en la orientación y la dimensión del ATE. Y sólo se consideran como modificadores aquellas variables exógenas al tratamiento.

De la *Ilustración 5* se detecta informalmente que, aparte de que el efecto de la exposición a currículos técnicos es negativo en promedio sobre las oportunidades de tránsito, la variabilidad en la distribución de probabilidades se ve exacerbada, visto en la mayor amplitud del rango. Esta variabilidad es en sí misma un indicio de una afectación desigual en las oportunidades de ascenso formativo que se ocasiona al final de la escuela. De

acuerdo con la *Ilustración 5*, y la varianza de las MRP, la exposición a contenidos técnicos puede resultar comparativamente beneficiosa o desfavorable en la transición educativa, sujeto a ciertas condiciones.

Circunstancias de existencia:

Visto en la *Tabla A9*, conforme el capital económico es menor en las condiciones de origen, el detrimento marginal en las probabilidades de tránsito tiende a incrementarse, y cuando el capital económico mejora, el impacto negativo disminuye y puede volcarse a ser positivo. En otras palabras, el efecto desfavorable tiende a recrudescerse para jóvenes provenientes de contextos más vulnerables, mientras que, para aquellos con mejor estatus, este mecanismo puede llegar a favorecer su progresión formativa. Por ejemplo, el diferencial en el efecto de acuerdo con el área de residencia de los estudiantes: (-2,3%) para cabeceras municipales, frente a (-3,6%) en áreas rurales.

También se muestra la presencia de efectos diferenciales en la trayectoria educativa que propician una mayor afectación en la población de estudiantes masculina (-3,9%), con respecto a la femenina (-1,6%). Algunas hipótesis sopesan la influencia sociocultural de los roles de género en la trayectoria de vida y el tránsito formativo, así como en el acceso al mercado laboral en el contexto nacional. Una discusión oportuna de esto se encuentra en Emiliani, Sosa, & Barón (2014).

Aunque el nivel de capital humano de madre y padre encuentran menor relevancia en la explicación de la repartición de los efectos, por cuanto expresan tendencias menos sugerentes, ciertamente, ostentar educación de nivel profesional o posgrado, cuando menos anula cualquier impacto desfavorable que pueda tener el currículo técnico en el tránsito de hijos (*Tabla A10* y *Elaboración autor*. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente).

Tabla A11). Cabe decir que la interacción intergeneracional del logro educativo y las oportunidades de progresión escolar no comprenden un resultado novedoso. El vínculo entre la herencia de capital cultural y la capacidad de aprovechamiento y ascenso educativo en condiciones específicas, como la educación técnica, es sobre lo que se llama la atención.

Se ha verificado recientemente la capacidad que tienen las familias con mejor estatus para sobreponerse a obstáculos en el proceso educativo de sus hijos. La evidencia indica que las familias más privilegiadas tienden a explotar más efectivamente las oportunidades ofrecidas por los arreglos institucionales y curriculares específicos de los sistemas educativos, buscando asegurar los mejores resultados para la siguiente generación (Bernardi & Triventi, 2020; Gil-Hernández, 2019; Triventi et al., 2020). Este fenómeno es una manifestación de cómo opera el mecanismo de la ventaja acumulativa como perpetuador de la desigualdad de oportunidades en un sistema dinámico (Diprete & Eirich, 2006). La importancia de estos modificadores en la transición formativa en Colombia se corresponde con lo mostrado por González Espitia et al., (2013) y Verdú et al., (2013) usando datos de la Gran Encuesta Integrada de Hogares del DANE.

Tipo de colegio y capital cultural:

Los modificadores más sobresalientes, en términos del rango entre sus categorías extremas, en esta fase de la trayectoria agrupan: la naturaleza del plantel, la jornada escolar, la continuidad del ciclo y el costo de matrícula.

Fundado en el modelo de trayectorias formulado, se asume que una porción importante de los atributos del establecimiento educativo se escoge a partir de las circunstancias de existencia, en donde la ventaja acumulativa es crucial, entonces se puede suponer que la tendencia en la distribución de los efectos traslade patrones similares. Como se ve en la *Elaboración autor*. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A12, en promedio el impacto se recrudece para jóvenes matriculados en establecimientos oficiales (-4,1%), en contraste con aquellos adscritos a no oficiales (-0,9%). Esto no es sorprendente cuando se sopesa la composición demográfica en torno al estatus socioeconómico y el desempeño escolar promedio, medido por el SABER11, de los estudiantes que se matriculan en cada tipo de colegio. El mismo razonamiento puede aplicarse a la manera en que se distribuyen los efectos en función de la jornada escolar.

El indicador del costo de matrícula del establecimiento captura las características y la configuración de recursos con los que opera el proceso de enseñanza; la calidad de las instalaciones, la experticia del cuerpo docente, la especificidad del currículo y la exclusividad del entorno, entre otros. Este descriptor exhibe un decrecimiento en la afectación negativa en la medida en que se eleva el costo de matrícula (*Elaboración autor*. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A12).

En la *Tabla A13* se presenta el comportamiento de los efectos como una función del número de años cursados en el último establecimiento escolar. La intuición detrás de esta medida es que las interrupciones sucesivas del ciclo escolar pueden abonar rezagos educativos a raíz de procesos de adaptación y aprehensión repetitivos a ambientes de enseñanza diferentes, que pueden desestabilizar el despliegue regular de las capacidades de aprendizaje del estudiante. Aunque los contenidos orientados por la formación vocacional usualmente no se desarrollan hasta la media, el conocimiento de otros arreglos institucionales y curriculares que permean la experiencia en el ciclo escolar tienen intrusión en los resultados educativos (Alexander et al., 1996; Grigg, 2012; Malmgren & Gagnon, 2005; Rumberger, 2003), y por lo tanto en las oportunidades de progresión formativa. Aunque no se descarta que la propensión a la interrupción escolar se correlacione con el estatus socioeconómico del estudiante, y que las estimaciones representen un efecto compuesto. Con todo, lo interesante de este resultado es que sugiere que la afectación negativa del currículo técnico es mayor y además creciente conforme la interrupción se acerca a la culminación del ciclo escolar. Particularmente, sólo en el último año el impacto pasa de (-7,9%) a (-11,3%) en la probabilidad media de transición.

8. Robustez

8.1 Sensibilidad

Para determinar la sensibilidad de los estimados de PIPAR se utiliza el enfoque de cotas de Rosenbaum (DiPrete & Gangl, 2004; Rosenbaum, 2002) que indaga acerca de la capacidad de factores inobservables para alterar la inferencia sobre los efectos de un tratamiento binario en un resultado discreto. Es decir, se determina la potencia con la que un parámetro no medido debe influenciar el proceso de selección para menoscabar las implicaciones del balanceo estadístico por cuenta del estimador (Becker & Caliendo, 2007). Para esto el autor simula un efecto no observable mediante desviaciones en el cociente de probabilidades de selección para unidades emparejadas, en un indicador denominado Γ .

Los resultados generales muestran que los estimados para el tránsito a educación superior son insensibles a sesgos que pudieran modificar las posibilidades de selección, y están disponibles en la Tabla A14.

8.2 Poder

Para establecer el efecto en la probabilidad de tránsito a educación superior se determinó como diseño necesario para la investigación, fijando el poder estadístico en 80%, una muestra de 1.500 observaciones y 300 clústers por grupo; promedio de 5 observaciones por clúster; coeficiente de correlación intracluster (ρ) de (0,5); y coeficiente de variación del tamaño de clúster de (0,8). Entonces, con un promedio del indicador de tránsito en el grupo de control de (0,701) y desviación estándar de (0,1), el impacto mínimo detectable es de ($\pm 0,0186$). Se recuerda que, la formulación de la investigación alcanza 41.642 observaciones y 6.047 clústers.

De hecho, la simulación encuentra que sujeta a las MPR (0,7018 y 0,6822) y desviaciones estándar ($\sim 0,1$); un promedio de 5 observaciones por clúster; un coeficiente de correlación intracluster (ρ) de (0,5); y un coeficiente de variación del tamaño de clúster de (0,8), la muestra costo-efectiva para la detección del impacto de en el tránsito con poder del 80%, es de 1.350 observaciones y 270 clústers para cada grupo. Estos cálculos se hacen con base en Song & Herman (2010) y White & Raitzer (2017).

9. Posibles sesgos

La validez interna de los estimados alrededor de la probabilidad de tránsito a educación superior puede verse afectada por la lógica de la *hipótesis de la selectividad*, que circunscribe el efecto de rasgos no observables de la naturaleza de las preferencias personales, la motivación y la habilidad intrínseca, por los que los estudiantes se autoseleccionan gradualmente durante la trayectoria. Este fenómeno también explica la disminución de la desigualdad educativa en la medida en que se genera la progresión escolar.

De acuerdo con Mare (1980), la *selectividad social* experimentada en etapas previas de la trayectoria educativa, justifica la predominancia de estos rasgos no observables en estudiantes socioeconómicamente más vulnerables para las etapas posteriores. El proceso de expulsión prematuro de la trayectoria tiende a ser sistemático, en la forma de deserción, y es posible que ocasione desgaste desbalanceado en la muestra dando lugar a representaciones desproporcionadas de ciertos grupos de estudiantes. Emanado de esto, el impacto estimado no sería enteramente atribuible al tratamiento. En conjunto con esto, se cuentan las inconsistencias ocasionales en el diligenciamiento de los formularios de identificación socioeconómica, producto del dispositivo de auto reporte implementado por el Icfes, que indirectamente dictan las características de la muestra a analizar.

10. Discusión e implicaciones de política

En Colombia, cuando un estudiante consigue egresar de la media y no logra transitar a la educación superior se expone al desempleo, al trabajo informal, a la falta de oportunidades formativas, a la baja cualificación laboral, a ingresos precarios, y con esto, a la destrucción de sus prospectos de movilidad social, lo que desemboca en desesperanza sobre su trayectoria (Celis-Giraldo & Díaz-Ríos, 2010; Gómez-Campo et al., 2009).

Este documento explora el resultado atribuible de cursar educación técnica durante la media escolar en las subsecuentes oportunidades de transición formativa al nivel de la educación superior. De acuerdo con revisiones, esta investigación compone uno de los pocos ejercicios empíricos, sino el único en el país, que pondera las capacidades de la educación vocacional en la compensación de los efectos de origen socioeconómico en la desigualdad de oportunidades de tránsito postsecundario, y a partir de ello, reflexiona sobre el potencial de la estratificación educativa en el cierre de brechas.

Los efectos se aproximan mediante la metodología cuasi experimental PIPAR, que posibilita la reconstrucción de las distribuciones experimentales de los resultados potenciales para cada régimen de exposición. Pese a que esta propuesta no es invulnerable al sesgo introducido por parámetros inobservables, el estudio de sensibilidad sugiere que los resultados son robustos. Si bien, algunos supuestos del diseño experimental suscitan moderada incertidumbre, abonando algunas limitaciones al análisis, existe confianza sobre el tamaño de la muestra utilizado y el comportamiento asintótico los resultados.

Este ejercicio también resalta de manera especial, por un lado, las ventajas del marco analítico de trayectorias en el estudio de la desigualdad educativa, al posibilitar reconstruir la lógica secuencial y acumulativa del ciclo de vida de los individuos. Esta estructura permite distinguir, a nivel formal, la cadena causal de condiciones transitadas durante la trayectoria educativa. Por el otro, la funcionalidad que tiene la información suministrada por las expectativas para capturar la variación en las preferencias formativas de los estudiantes en los ejercicios de inferencia casual. Esta variabilidad en las preferencias está sujeta a los efectos acumulativos de las circunstancias de origen, así como del tejido institucional al que se exponen los estudiantes. Por ejemplo, la oferta escolar del

entorno local y/o la sensación de seguridad aportada por las condiciones de vida, pueden formular algunos prospectos de tránsito, terminando por influir en cómo se forman las expectativas.

De manera consistente se encuentra que los estudiantes egresados de currículos basados en contenidos técnicos muestran menores oportunidades de transición al nivel de la educación superior, luego de controlar por condiciones de origen, desempeño en SABER11 y expectativas, con respecto a aquellos provenientes de currículos estrictamente académicos. Aunque en promedio este margen alcanza (0,28) desviaciones estándar, las mediciones del efecto modificador indican que escenarios socioeconómicos y escolares pueden exacerbar este margen, recrudesciendo el diferencial de oportunidades. En específico, predictores del capital económico y cultural del hogar, así como de la calidad de la formación impartida en el establecimiento, explican las mayores variaciones en el impacto sobre las probabilidades de tránsito.

La reducción en las probabilidades de tránsito se puede explicar por la confluencia de diversas situaciones, entre las que destacan, por un lado, el creciente deterioro del modelo de formación vocacional que ha transitado a cursos de capacitación en oficios de baja cualificación, con escasas alternativas de extensión educativa en el nivel terciario (Celis-Giraldo et al., 2006; Celis-Giraldo & Díaz-Ríos, 2010; Dimas & Malagón, 2011; Gómez-Campo et al., 2009; Uribe & Brunner, 2007); sumado a esto, la inclinación marcada de individuos con vulnerabilidad socioeconómica a matricularse en sedes vocacionales mayoritariamente públicas; y el sesgo del modelo de evaluación estandarizado de la educación al final del ciclo escolar y de acceso a la educación superior, que desconoce la preparación en competencias distintas a las del currículo académico (competencias cognitivas).

La interacción de estos elementos coopera para que el currículo técnico explote las circunstancias de fragilidad de los estudiantes de menor estatus y así acrecentar la brecha de oportunidades. En otras palabras, el efecto desfavorable incide con mayor contundencia sobre población en condiciones de carencia y desprovista de oportunidades movilidad social. Basado en las capacidades de aprovechamiento descritas por Bernardi & Triventi (2020); Gil-Hernández (2019) & Triventi et al. (2020) y el mismo mecanismo de la ventaja acumulativa (Diprete & Eirich, 2006), este efecto muestra resultados equiparables a los de una trampa de pobreza, en la medida que promueve la transmisión y el sostenimiento de trayectorias de vida caracterizadas por la inestabilidad y la inequidad.

Por otro lado, el diseño de la investigación, en tanto que pretende determinar las oportunidades de transformación del capital humano a un nivel superior, no considera títulos ocupacionales asociados a la formación para el trabajo, como los programas técnicos laborales, que comprenden una senda educativa no profesional. A menudo, esta oferta programática responde en parte a las necesidades de grupos desfavorecidos escolar y socioeconómicamente, con ideas imprecisas en torno a sus alternativas de formación, perspectivas laborales y mecanismos de apoyo financiero¹⁹. Este escenario es propicio para que la capacitación vocacional fomente el

¹⁹ Véase: <https://www.education.gouv.fr/la-lutte-contre-le-decrochage-scolaire-7214>

desplazamiento a la educación para el trabajo, reduciendo indefectiblemente el tránsito al nivel superior (Iannelli & Raffe, 2007). Con todo, es factible que la transición sí se lleve a cabo, pero en un espacio de tiempo mayor, respecto al currículo académico. Desafortunadamente, los datos no permiten evaluar estas hipótesis.

De la misma forma, no fue identificable evidencia de efectos relevantes en la calidad de las competencias adquiridas durante el tránsito, que permitan matizar el impacto del currículo técnico después de la transición. Aunque dado que los estimados no verificaron los requisitos mínimos de robustez, hace parte de la agenda un ejercicio que evalúe manifestaciones cualitativas (Lucas & Byrne, 2017a, 2017b) de la desigualdad educativa en el tránsito a la educación superior.

Finalmente, al analizar los factores que propician diferenciales en el nivel de reproducción de la desigualdad que exhiben las sociedades, la conjunción de rasgos institucionales específicos en los sistemas educativos y los niveles de vulnerabilidad en la población puede ser determinante. Los resultados de este ejercicio respaldan que la estratificación de estudiantes a través de modelos curriculares puede amplificar la desigualdad de oportunidades cuando la asignación se basa estrictamente en condiciones de origen, y no responde a indicadores objetivos como el rendimiento académico y las habilidades, las aspiraciones formativas, la oferta educativa y las necesidades del mercado laboral. La segregación en ambientes escolares a través de criterios sociales, acompañada de diferenciales amplios en los estándares formativos y, de alternativas de cualificación y homologación de aprendizajes en cada senda, solo exacerba la relación entre origen y destino social.

Los resultados de este ejercicio sugieren importantes implicaciones de política. Para empezar, aunque en la última década desde gobiernos territoriales se ha impulsado la formación vocacional media como una estrategia articuladora de retención escolar y tránsito inmediato a la educación superior, no se ha conformado una política de Estado que unifique lineamientos nacionales de la oferta programática. La libre integración con instituciones de formación para el trabajo como el SENA, ha motivado avances excepcionales, pero a la vez ha descubierto restricciones alrededor de la oferta de cupos y los recursos de funcionamiento (Celis-Giraldo et al., 2006). Una reforma estructural al régimen vocacional escolar que actualice los estándares y contenidos de formación, los esquemas de financiamiento y las alianzas de extensión formativa en el nivel superior, es indispensable para reimpulsar la efectividad de este modelo educativo.

Para terminar, el desplazamiento educativo hacia alternativas con menores tasas de ganancia en el tiempo es otra de las coyunturas que puede afectar la capacidad de transformación del capital humano en el nivel superior. Como se mencionó, la ausencia de información en torno a las opciones disponibles en la trayectoria puede incitar a la conformación de expectativas inconsistentes con los resultados académicos y el estatus social (Breen & Goldthorpe, 1997). Manifestaciones recurrentes de estos resultados son la autocensura, la decepción y el

menosprecio de las capacidades por los estudiantes. Por consiguiente, el rediseño de las políticas que proporcionen la información necesaria para la toma de decisiones sobre el tipo de educación y programa a cursar, al igual que de las herramientas de financiación, puede ayudar a desintegrar la relación entre las condiciones de origen y las perspectivas de alcance educativo (Dinkelman & Martínez, 2014; Goux et al., 2014).

11. Referencias

- Abadie, A., & Imbens, G. (2002). Simple and bias-corrected matching estimators for average treatment effect. *NBER Technical Working Paper, 0136789*. <http://www.nber.org/papers/T0283>
- Abadie, A., & Imbens, G. W. (2011). Bias-corrected matching estimators for average treatment effects. *Journal of Business and Economic Statistics, 29*(1), 1–11. <https://doi.org/10.1198/jbes.2009.07333>
- Ainsworth, J., & Roscigno, V. (2005). Stratification , School-Work Linkages and Vocational Education. *Social Forces, 84*(1), 257–284. <https://www.jstor.org/stable/3598303>
- Alcott, B. (2017). Does Teacher Encouragement Influence Students' Educational Progress? A Propensity-Score Matching Analysis. *Research in Higher Education, 58*(7), 773–804. <https://doi.org/10.1007/s11162-017-9446-2>
- Alexander, K. L., Entwisle, D. R., & Dauber, S. L. (1996). Children in motion: School transfers and elementary school performance. *Journal of Educational Research, 90*(1), 3–12. <https://doi.org/10.1080/00220671.1996.9944438>
- Andersen, L. (2001). Social Mobility in Latin America: Links with Adolescent Schooling. In *SSRN Electronic Journal* (Issue July). <https://doi.org/10.2139/ssrn.1814693>
- Angrist J. D. and J. S. Pischke. (2008). Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion. In *Massachusetts Institute of Technology and The London school of Economics* (Issue March). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Arum, R., & Shavit, Y. (1995). Secondary Vocational Education and the Transition from School to Work. *American Sociological Association, 68*(3), 187–204. <https://www.jstor.org/stable/2112684>
- Athey, S., & Imbens, G. W. (2017). The state of applied econometrics: Causality and policy evaluation. *Journal of Economic Perspectives, 31*(2), 3–32. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.3>
- Attanasio, O., Guarín, A., Medina-Durango, C. A., & Meghir, C. (2015). Long term impacts of vouchers for vocational training : experimental evidence for Colombia. In *NBER WORKING PAPER SERIES*.

<http://repositorio.banrep.gov.co/handle/20.500.12134/6185>

- Austin, P. C. (2011). An introduction to propensity score methods for reducing the effects of confounding in observational studies. *Multivariate Behavioral Research*, 46(3), 399–424.
<https://doi.org/10.1080/00273171.2011.568786>
- Azevedo, V., & Bouillon, C. (2010). Movilidad social intergeneracional en América Latina: una revisión de la evidencia actual. *Revista de Análisis Económico*, 25(2), 7–42. <http://www.scielo.cl/pdf/rae/v25n2/art02.pdf>
- Bang, H., & Robins, J. M. (2005). Doubly robust estimation in missing data and causal inference models. *Biometrics*, 61(4), 962–972. <https://doi.org/10.1111/j.1541-0420.2008.01025.x>
- Becker, S. O., & Caliendo, M. (2007). Sensitivity analysis for average treatment effect. *Stata Journal*, 1, 71–83.
<https://doi.org/The Stata Journal>
- Belfi, B., Haelermans, C., & De Fraine, B. (2016). The long-term differential achievement effects of school socioeconomic composition in primary education: A propensity score matching approach. *British Journal of Educational Psychology*, 86(4), 501–525. <https://doi.org/10.1111/bjep.12120>
- Bernardi, F., & Triventi, M. (2020). Compensatory advantage in educational transitions: Trivial or substantial? A simulated scenario analysis. *Acta Sociologica (United Kingdom)*, 63(1), 40–62.
<https://doi.org/10.1177/0001699318780950>
- Bertrand, M., Mogstad, M., & Mountjoy, J. (2019). Improving Educational Pathways to Social Mobility: Evidence from Norway’s “Reform 94.” In *NBER WORKING PAPER SERIES* (No. 25679).
<https://doi.org/10.1086/713009>
- Bol, T., Witschge, J., Van de Werfhorst, H. G., & Dronkers, J. (2014). Curricular tracking and central examinations: Counterbalancing the impact of social background on student achievement in 36 countries. *Social Forces*, 92(4), 1545–1572. <https://doi.org/10.1093/sf/sou003>
- Bourdieu, P., & Passeron, J.-C. (1997). *Reproduction in Education, Society and Culture* (M. Featherstone (ed.)). SAGE Publications Inc.
- Bourdieu, P., & Passeron, J. C. (1996). *La reproducción : elementos para una teoría del sistema de enseñanza* (Segunda). Fontamara.
- Breen, R., & Goldthorpe, J. H. (1997). Explaining educational differentials: Towards a formal rational action theory. *Rationality and Society*, 9(3), 275–305. <https://doi.org/10.1177/104346397009003002>
- Brunello, G., & Checchi, D. (2007). Does school tracking affect equality of opportunity? New international

- evidence. *Economic Policy*, 22(52), 781–861. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0327.2007.00189.x>
- Brunner, J., Gomes, C., Fordham, E., Phair, R., Pons, A., & Zapata, J. (2016). *Revisión de políticas nacionales de educación: la educación en Colombia* (OCDE (ed.)). Ministerio de Educación Nacional. http://www.mineducacion.gov.co/1759/articles-356787_recurso_1.pdf
- Burger, K. (2019). The socio-spatial dimension of educational inequality: A comparative European analysis. *Studies in Educational Evaluation*, 62(January), 171–186. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2019.03.009>
- Busso, M., DiNardo, J., & McCrary, J. (2014). New evidence on the finite sample properties of propensity score reweighting and matching estimators. *Review of Economics and Statistics*, 96(5), 885–897. https://doi.org/10.1162/REST_a_00431
- Byun, S. Y., & Park, H. (2017). When Different Types of Education Matter: Effectively Maintained Inequality of Educational Opportunity in Korea. *American Behavioral Scientist*, 61(1), 94–113. <https://doi.org/10.1177/0002764216682810>
- Caliendo, M., & Bonn, I. (2008). Some practical guidance for the implementation of the propensity score matching. *Journal of Economic Surveys*, 22(1), 31–72. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6419.2007.00527.x>
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). Microeconometrics: Methods and Applications. In *Analysis* (Vol. 100, Issue 1). Cambridge University Press. [https://doi.org/10.1016/S0304-4076\(00\)00050-6](https://doi.org/10.1016/S0304-4076(00)00050-6)
- Carpenter, J. R., Kenward, M. G., & Vansteelandt, S. (2006). A comparison of multiple imputation and doubly robust estimation for analyses with missing data. In *Royal Statistical Society* (Vol. 169). [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(00\)64326-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(00)64326-X)
- Celis-Giraldo, J., & Díaz-Ríos, C. (2010). Efectos no deseados de la formación para el trabajo en la educación media colombiana. *Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales, Niñez y Juventud*, 13(2), 199–216. <http://repositorio.minedu.gob.pe/handle/123456789/2199>
- Celis-Giraldo, J., Gómez-Campo, V., & Díaz-Ríos, C. (2006). “¿Educación Media o articulación con el SENA? Un análisis crítico al programa de articulación en Bogotá.” 1–22.
- Cellini, S. R. (2006). Smoothing the transition to college? The effect of Tech-Prep programs on educational attainment. *Economics of Education Review*, 25(4), 394–411. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2005.07.006>
- Cerulli, G. (2015). Econometric Evaluation of Socio-Economic Programs: Theory and Applications. In *Advanced Studies in Theoretical and Applied Econometrics* (Vol. 49, p. 319). <https://doi.org/10.1007/978-3-662->

- Chen, Q., Kong, Y., Gao, W., & Mo, L. (2018). Effects of socioeconomic status, parent-child relationship, and learning motivation on reading ability. *Frontiers in Psychology, 9*(JUL).
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.01297>
- Chesters, J. (2015). Pathways through secondary school in a comprehensive system: Does parental education and school attended affect students' choice? *International Journal of Training Research, 13*(3), 231–245.
<https://doi.org/10.1080/14480220.2015.1102467>
- Coe, R. (2002). It's the effect size, stupid - What effect size is and why it is important. In *Annual Conference of the British Education Research Association*.
- Contini, D., Cugnata, F., & Scagni, A. (2018). Social selection in higher education. Enrolment, dropout and timely degree attainment in Italy. *Higher Education, 75*(5), 785–808. <https://doi.org/10.1007/s10734-017-0170-9>
- Cuenca, A. (2016). Desigualdad de oportunidades en Colombia: Impacto del origen social sobre el desempeño académico y los ingresos de graduados universitarios. *Estudios Pedagógicos, 42*(2), 69–93.
<https://doi.org/10.4067/S0718-07052016000200005>
- Dare, D. E. (2006). The Role of Career and Technical Education in Facilitating Student Transitions to Postsecondary Education. In *New Directions for Community Colleges* (Issue 148, pp. 63–70).
<https://doi.org/10.1002/cc>
- DeLuca, S., Plank, S., & Estacion, A. (2006). *Does career and technical education affect college enrollment?*
www.nccte.com.
- Denice, P. (2019). Trajectories through postsecondary education and students' life course transitions. *Social Science Research, 80*(February), 243–260. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2019.02.005>
- Dimas, P., & Malagón, L. A. (2011). Pertinencia de la educación media técnica en Colombia. *Revista Perspectivas Educativas, 4*, 51–65.
- Dinkelman, T., & Martínez, C. (2014). Investing in schooling in Chile: The role of information about financial aid for higher education. *Review of Economics and Statistics, 96*(2), 244–257.
https://doi.org/10.1162/REST_a_00384
- Diprete, T. A., & Eirich, G. M. (2006). Cumulative advantage as a mechanism for inequality: A review of theoretical and empirical developments. *Annual Review of Sociology, 32*(2006), 271–297.

<https://doi.org/10.1146/annurev.soc.32.061604.123127>

DiPrete, T. A., & Gangl, M. (2004). Assessing bias in the estimation of causal effects: Rosenbaum bounds on matching estimators and instrumental variables estimation with imperfect instruments. *Sociological Methodology*, 34, 271–310. <https://doi.org/10.1111/j.0081-1750.2004.00154.x>

DNP. (2015). *Evaluación de la estrategia de articulación de la educación media con la educación superior y la formación para el trabajo*.

Domina, T., Penner, A., & Penner, E. (2017). Categorical inequality: Schools as sorting machines. In *Annual Review of Sociology* (Vol. 43, pp. 311–330). <https://doi.org/10.1146/annurev-soc-060116-053354>

Dustmann, C., Puhani, P. A., & Schönberg, U. (2014). The Long-term Effects of Early Track Choice. In *IZA Discussion Papers* (No. 7897; Vol. 127, Issue 603). <https://doi.org/10.1111/econj.12419>

El-Hamidi, F. (2006). General or Vocational Schooling? Evidence on School Choice, Returns, and “Sheepskin” Effects from Egypt 1998. *The Journal of Policy Reform*, 9(2), 157–176. <https://doi.org/10.1080/13841280600772861>

Emiliani, L. C., Sosa, L. C., & Barón, J. D. (2014). La brecha salarial de género entre los universitarios recién titulados: ¿Qué tanto influye el tipo de carrera universitaria? *Trimestre Económico*, 81(322), 441–477.

Fariás, M., & Sevilla, M. P. (2015). Effectiveness of Vocational High Schools in Students’ Access to and Persistence in Postsecondary Vocational Education. *Research in Higher Education*, 56(7), 693–718. <https://doi.org/10.1007/s11162-015-9370-2>

Field, E. M., Linden, L. L., Malamud, O., Rubenson, D., & Wang, S.-Y. (2019). Does Vocational Education Work? Evidence from a Randomized Experiment in Mongolia. *NBER Working Paper*, No. 26092.

Frölich, M. (2004). Finite-sample properties of propensity-score matching and weighting estimators. *Review of Economics and Statistics*, 86(1), 77–90. <https://doi.org/10.1162/003465304323023697>

García, S., Maldonado, D., Acosta, M., Castro, N., Granada, D., Londoño, É., Pérez, J., Rey, C., & Rosales, L. (2016). *Caracterización de la educación media en Colombia: características de la oferta de la educación media en Colombia* (ISSN 2215 – 7816; Documentos de Trabajo, Issue 33). <http://egob.uniandes.edu.co>

Gil-Hernández, C. J. (2019). Do Well-off Families Compensate for Low Cognitive Ability? Evidence on Social Inequality in Early Schooling from a Twin Study. *Sociology of Education*, 92(2), 150–175. <https://doi.org/10.1177/0038040719830698>

Gómez-Campo, V., Díaz-Ríos, C., & Celis-Giraldo, J. (2009). *El puente está quebrado... Aportes a la*

reconstrucción de la educación media en Colombia (Primera ed). Universidad Nacional de Colombia.

- Gomez, V. M. (2009). La transición del nivel medio (secundaria superior) al trabajo y la formación postsecundaria en Colombia. *Educación y Trabajo. Interrelaciones y Políticas*.
- González Espitia, C., Mora Rodríguez, J., & Cuadros Meñaca, A. (2013). Oportunidades educativas y características familiares en Colombia: un análisis por cohortes. *Revista De Economía Del Rosario*, 17(1), 157–187.
- Goux, D., Gurgand, M., & Maurin, E. (2014). Adjusting Your Dreams? The Effect of School and Peers on Dropout Behaviour. *IZA Discussion Paper*, 7948. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2399767>
- Grigg, J. (2012). School Enrollment Changes and Student Achievement Growth: A Case Study in Educational Disruption and Continuity. *Sociology of Education*, 85(4), 388–404. <https://doi.org/10.1177/0038040712441374>
- Gury, N. (2011). Dropping out of higher education in France: A micro-economic approach using survival analysis. *Education Economics*, 19(1), 51–64. <https://doi.org/10.1080/09645290902796357>
- Haas, C., & Hadjar, A. (2019). Students' trajectories through higher education: a review of quantitative research. *Higher Education*. <https://doi.org/10.1007/s10734-019-00458-5>
- Hallinan, M. T., & Kubitschek, W. N. (1999). Curriculum differentiation and high school achievement. *Social Psychology of Education*, 3(1–2), 41–62. <https://doi.org/10.1023/a:1009603706414>
- Hanushek, E. A., Woessmann, L., & Zhang, L. (2011). General education, vocational education, and labor-market outcomes over the life-cycle. In *National Bureau of Economic Research Working Paper Series* (No. 17504; Vol. 53, Issue 9). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Hanushek, E. A., & Wößmann, L. (2006). Does Educational Tracking Affect Performance and Inequality? Differences-in-Differences Evidence across Countries. In *Source: The Economic Journal* (Vol. 116, Issue 510).
- Hayward, G., & Hoelscher, M. (2011). The use of large-scale administrative data sets to monitor progression from vocational education and training into higher education in the UK: Possibilities and methodological challenges. *Research in Comparative and International Education*, 6(3), 316–329. <https://doi.org/10.2304/rcie.2011.6.3.316>
- Henriques, R. M. (2018). Vocational education: coursetaking choice and impact on dropout and college enrollment rates. In *Working Paper (Unpublished)* (Issue 3100).

- Hernán, M. A., & Robins, J. M. (2020). *Causal Inference: What If*. CRC Press - Taylor & Francis Group.
- Hirano, K., & Imbens, G. W. (2001). Estimation of causal effects using propensity score weighting: An application to data on right heart catheterization. *Health Services and Outcomes Research Methodology*, 2(3–4), 259–278. <https://doi.org/10.1023/A:1020371312283>
- Hoelscher, M., Hayward, G., Ertl, H., Goddet, H. D., Hoelscher, M., Hayward, G., Ertl, H., Goddet, H. D., Hoelscher, M., Hayward, G., Ertl, H., & Dunbar-goddet, H. (2008). The transition from vocational education and training to higher education : a successful pathway ? *Research Papers in Education*, 1522. <https://doi.org/10.1080/02671520802048679>
- Holland, P. W. (1986). Statistics and causal inference. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 945–960. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478354>
- Holm, A., Jæger, M. M., Karlson, K. B., & Reimer, D. (2013). Incomplete equalization: The effect of tracking in secondary education on educational inequality. *Social Science Research*, 42(6), 1431–1442. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2013.06.001>
- Iannelli, C., & Raffe, D. (2007). Vocational upper-secondary education and the transition from school. *European Sociological Review*, 23(1), 49–63. <https://doi.org/10.1093/esr/jcl019>
- Imbens, G. W., & Rubin, D. B. (2015). *Causal inference for statistics, social, and biomedical sciences: an introduction* (First). Cambridge University Press.
- Imbens, G. W., & Wooldridge, J. M. (2009). Recent developments in the econometrics of program evaluation. *Journal of Economic Literature*, 47(1), 5–86. <https://doi.org/10.1257/jel.47.1.5>
- Jæger, M. M., & Karlson, K. (2018). Cultural capital and educational inequality: A counterfactual analysis. *Sociological Science*, 5, 775–795. <https://doi.org/10.15195/V5.A33>
- Kam, C. D., & Palmer, C. L. (2011). Rejoinder: Reinvestigating the causal relationship between higher education and political participation. *Journal of Politics*, 73(3), 659–663. <https://doi.org/10.1017/S0022381611000363>
- Kang, J. D. Y., & Schafer, J. L. (2007). Demystifying double robustness: A comparison of alternative strategies for estimating a population mean from incomplete data. *Statistical Science*, 22(4), 523–539. <https://doi.org/10.1214/07-STS227>
- Kelly, S., & Price, H. (2009). Vocational education: A clean slate for disengaged students? *Social Science Research*, 38(4), 810–825. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2009.05.002>
- King, G., & Nielsen, R. (2018). Why Propensity Scores Should Not be Used for Matching. *Political Analysis*,

17(2), 101–114.

https://gking.harvard.edu/files/gking/files/pan1900011_rev.pdfhttps://gking.harvard.edu/files/gking/files/psnot_1.pdf

King, G., & Nielsen, R. (2019). Why Propensity Scores Should Not Used for Matching. *Political Analysis*, 27(4), 435–454. <https://doi.org/10.1017/pan.2019.11>

Klugman, J., & Lee, J. C. (2019). Social closure, school socioeconomic composition, and inequality in college enrollments. *Social Science Research*, 80(April 2018), 156–185. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2018.12.021>

Kruss, G., & Wildschut, A. (2016). How does social inequality continue to influence young people's trajectories through the apprenticeship pathway system in South Africa? An analytical approach. *Journal of Education and Work*, 29(7), 857–876. <https://doi.org/10.1080/13639080.2015.1076157>

Kugler, A., Kugler, M., Saavedra, J., & Herrera, L. O. (2019). Long-term educational consequences of vocational training in Colombia: impacts on young trainees and their relatives. In *NBER WORKING PAPER SERIES* (No. 21607; Vol. 17). <http://www.nber.org/papers/w21607>

Larrañaga, O., Cabezas, G., & Dussailant, F. (2014). Trayectoria Educacionales e insercion laboral en la enseñanza Media Tecnico Profesional. *Estudios Públicos*, 134(otoño), 7–58. http://www.cepchile.cl/dms/archivo_4983_3072/rev124_erodriguez-mboeri.pdf

Lee, B., & Byun, S. yong. (2019). Socioeconomic Status, Vocational Aspirations, School Tracks, and Occupational Attainment in South Korea. *Journal of Youth and Adolescence*, 1494–1505. <https://doi.org/10.1007/s10964-019-01056-5>

Leppel, K., Williams, M. L., & Waldauer, C. (2001). The impact of parental occupation and socioeconomic status on choice of college major. *Journal of Family and Economic Issues*, 22(4), 373–394. <https://doi.org/10.1023/A:1012716828901>

Linden, A. (2017). Improving causal inference with a doubly robust estimator that combines propensity score stratification and weighting. *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 23(4), 697–702. <https://doi.org/10.1111/jep.12714>

Lucas, S. R., & Byrne, D. (2017a). Effectively Maintained Inequality in Education: An Introduction. *American Behavioral Scientist*, 61(1), 3–7. <https://doi.org/10.1177/0002764216682992>

Lucas, S. R., & Byrne, D. (2017b). Seven Principles for Assessing Effectively Maintained Inequality. *American Behavioral Scientist*, 61(1), 132–160. <https://doi.org/10.1177/0002764216682990>

- Malmgren, K. W., & Gagnon, J. C. (2005). School mobility and students with emotional disturbance. *Journal of Child and Family Studies*, *14*(2), 299–312. <https://doi.org/10.1007/s10826-005-5058-0>
- Mare, R. D. (1980). Social background and school continuation decisions. *Journal of the American Statistical Association*, *75*(370), 295–305. <https://doi.org/10.1080/01621459.1980.10477466>
- Mare, R. D. (1981). Change and Stability in Educational Stratification. *American Sociological Review*, *46*(1), 72–87. <https://doi.org/10.1556/OH.2014.HO2509>
- Marks, G. N. (2006). Are between- and within-school differences in student performance largely due to socio-economic background? Evidence from 30 countries. *Educational Research*, *48*(1), 21–40. <https://doi.org/10.1080/00131880500498396>
- Martínez, A. N. (2014). *¿De tal palo, tal astilla ? Una observación alterna del fenómeno de movilidad social en los jóvenes universitarios en Colombia* (Estudios Sobre Calidad de La Educación En Colombia).
- Mora Rodríguez, J. J., & Estrada Nates, D. (2021). La relación entre el desarrollo de los municipios y la puntuación en Matemáticas: un caso aplicado para Colombia. *Revista de Métodos Cuantitativos Para La Economía y La Empresa*, *32*(32), 112–129. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.4465>
- OCDE. (2018). A Broken Social Elevator? How to Promote Social Mobility. In *A Broken Social Elevator? How to Promote Social Mobility*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/9789264301085-en>
- OECD. (2020). Education at a Glance 2020: OECD Indicators. In *OECD Publishing*. <https://doi.org/10.1787/69096873-en>
- Ono, H. (2001). Who goes to college? Features of institutional tracking in Japanese higher education. *American Journal of Education*, *109*(2), 161–195. <https://doi.org/10.1086/444265>
- Österman, M. (2018). Varieties of education and inequality: How the institutions of education and political economy condition inequality. *Socio-Economic Review*, *16*(1), 113–135. <https://doi.org/10.1093/ser/mwx007>
- Pallas, A. M. (2003). Educational Transitions, Trajectories, and Pathways. In *Handbook of the Life Course* (pp. 165–184). https://doi.org/10.1007/978-0-306-48247-2_8
- Parsons, T. (1970). Equality and Inequality in Modern Society, or Social Stratification Revisited. *Sociological Inquiry*, *40*(2), 13–72. <https://doi.org/10.1111/j.1475-682X.1970.tb01002.x>
- Pavlova, M., & Lomakina, T. (2018). *Transitions to Post- School Life* (M. Pavlova, J. C. Lee, & R. Maclean (eds.)). Springer Nature. <http://www.springer.com/series/5888>

- Plank, S. B., DeLuca, S., & Estacion, A. (2008). High school dropout and the role of career and technical education: A survival analysis of surviving high school. *Sociology of Education*, *81*(4), 345–370. <https://doi.org/10.1177/003804070808100402>
- Plewis, I., & Bartley, M. (2014). Intra-generational social mobility and educational qualifications. *Research in Social Stratification and Mobility*, *36*, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.rssm.2013.10.001>
- Powell, M. G., Hull, D. M., & Beaujean, A. A. (2020). Propensity Score Matching for Education Data: Worked Examples. *Journal of Experimental Education*, *88*(1), 145–164. <https://doi.org/10.1080/00220973.2018.1541850>
- Reichelt, M., Collischon, M., & Eberl, A. (2019). School tracking and its role in social reproduction: reinforcing educational inheritance and the direct effects of social origin. *British Journal of Sociology*, *70*(4), 1323–1348. <https://doi.org/10.1111/1468-4446.12655>
- Rodrigo, L. M., & Sánchez, A. (2015). Determinantes sociales de la trayectoria escolar de los universitarios chilenos: El caso de la Universidad Católica del Norte. *Polis (Santiago)*, *14*(42), 455–489. <https://doi.org/10.4067/s0718-65682015000300021>
- Rosenbaum, P. R. (2002). *Observational Studies* (Second). Springer-Verlag New York, Inc.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. In *Matched Sampling for Causal Effects* (Vol. 70, Issue 1, pp. 170–184). <https://doi.org/10.1017/CBO9780511810725.016>
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *American Statistician*, *39*(1), 33–38. <https://doi.org/10.1080/00031305.1985.10479383>
- Rubin, D. B. (1973). Matching to remove bias in observational studies. In *Matched Sampling for Causal Effects* (Vol. 29, Issue 1, pp. 62–80). <https://doi.org/10.1017/CBO9780511810725.007>
- Rubin, D. B. (1974). Estimating causal effects of treatment in randomized and nonrandomized studies. *Journal of Educational Psychology*, *66*(5), 688–701. http://www.fsb.muohio.edu/lij14/420_paper_Rubin74.pdf
- Rubin, D. B. (1977). Assignment to treatment group on the basis of a covariate. In *Journal of Educational Statistics* (Vol. 2, Issue 1, pp. 1–26). <https://doi.org/10.1017/CBO9780511810725.009>
- Rumberger, R. W. (2003). The Causes and Consequences of Student Mobility. *The Journal of Negro Education*, *72*(1), 6. <https://doi.org/10.2307/3211287>

- Seaman, S. R., & Vansteelandt, S. (2018). Introduction to double robust methods for incomplete data. *Statistical Science*, 33(2), 184–197. <https://doi.org/10.1214/18-STS647>
- Shavit, Y., & Kraus, V. (1990). Educational Transitions in Israel : A Test of the Industrialization and Credentialism Hypotheses. *American Sociological Association*, 63(2), 133–141.
- Słoczyński, T., & Wooldridge, J. M. (2018). A General Double Robustness Result for Estimating Average Treatment Effects. *Econometric Theory*, 34(1), 112–133. <https://doi.org/10.1017/S0266466617000056>
- Solís, P. (2012). Desigualdad social y transición de la escuela al trabajo en la Ciudad de México. *Estudios Sociológicos*, 30(90), 641–680.
- Solís, P. (2019). Social inequality in the conclusion of secondary education and the progression to tertiary education: A multinational analysis with cases from southern europe and latin america. *Papers*, 104(2), 247–278. <https://doi.org/10.5565/rev/papers.2572>
- Solís, P., & Dalle, P. (2019). The heavy backpack of class origins.: Schooling and intergenerational class mobility in Argentina, Chile and Mexico. *Revista Internacional de Sociología*, 77(1), 1–17. <https://doi.org/10.3989/ris.2019.77.1.17.102>
- Song, M., & Herman, R. (2010). Critical issues and common pitfalls in designing and conducting impact studies in education: Lessons learned from the what works clearinghouse (phase i). *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 32(3), 351–371. <https://doi.org/10.3102/0162373710373389>
- Tan, Z. (2010). Bounded, efficient and doubly robust estimation with inverse weighting. *Biometrika*, 97(3), 661–682. <https://doi.org/10.1093/biomet/asq035>
- Torun, H., & Tumen, S. (2019). Do vocational high school graduates have better employment outcomes than general high school graduates? *International Journal of Manpower*, 40(8), 1364–1388. <https://doi.org/10.1108/ijm-11-2017-0314>
- Treiman, D. J. (1970). Industrialization and Social Stratification. *Sociological Inquiry*, 40(2), 207–234. <https://doi.org/10.1111/j.1475-682X.1970.tb01009.x>
- Triventi, M., Skopek, J., Kulic, N., Buchholz, S., & Blossfeld, H. P. (2020). Advantage ‘Finds Its Way’: How Privileged Families Exploit Opportunities in Different Systems of Secondary Education. *Sociology*, 54(2), 237–257. <https://doi.org/10.1177/0038038519874984>
- Uribe, J. J., & Brunner, D. (2007). Mercados universitarios: el nuevo escenario de la educación superior. In *Universidad Diego Portales*. <http://flacso.redelivre.org.br/files/2012/07/717.pdf>

- Vanderweele, T. J., & Robins, J. M. (2014). Four Types of Effect Modification A Classification Based on Directed Acyclic Graphs. *Epidemiology*, *18*(5), 561–568. <https://doi.org/10.1097/EDE.0b013e318127181b>
- Verdú, C. A., Espitia, C. G. G., & Mora Rodríguez, J. J. (2013). Determinantes de la demanda de educación universitaria en Colombia, 1980-2010. *Revista de Economía Institucional*, *15*(29), 169–194.
- von Stumm, S., Macintyre, S., Batty, D. G., Clark, H., & Deary, I. J. (2010). Intelligence, social class of origin, childhood behavior disturbance and education as predictors of status attainment in midlife in men: The Aberdeen Children of the 1950s study. *Intelligence*, *38*(1), 202–211. <https://doi.org/10.1016/j.intell.2009.11.004>
- Walker, R., & Farmer, A. (2018). The Impact of a Career and Technical Education on the Graduation Rates and College Enrollment of High School Students. *The Journal of Academic Development and Education*, *10*.
- Webb, S., Bathmaker, A. M., Gale, T., Hodge, S., Parker, S., & Rawolle, S. (2017). Higher vocational education and social mobility: educational participation in Australia and England. *Journal of Vocational Education and Training*, *69*(1), 147–167. <https://doi.org/10.1080/13636820.2016.1269359>
- WEF. (2020). *The Global Social Mobility Report 2020. Equality, Opportunity and a New Economic Imperative* (Issue January). <http://dx.doi.org/10.1787/9789264301085-en>
- White, H., & Raitzer, D. A. (2017). *Impact evaluations of development interventions: A practical guide*. Asian Development Bank. <https://doi.org/10.22617/TCS179188-2>
- Wicaksono, W., Sparrow, R. A., & Van Bergeijk, P. (2018). The impact of parents' education and attending vocational high school to college entrance. *Jurnal Pendidikan Vokasi*, *8*(1), 12. <https://doi.org/10.21831/jpv.v8i1.17938>
- Wooldridge, J. M. (2007). Inverse probability weighted estimation for general missing data problems. *Journal of Econometrics*, *141*(2), 1281–1301. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2007.02.002>
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. In *The MIT Press* (Second Edn). <https://doi.org/10.2307/j.ctv5rdzwc.1>
- Zilic, I. (2018). General versus vocational education: Lessons from a quasi-experiment in Croatia. *Economics of Education Review*, *62*(December 2016), 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2017.10.009>
- Zimmer-Gembeck, M. J., & Mortimer, J. T. (2006). Adolescent Work, Vocational Development, and Education. *American Educational Research Association*, *76*(4), 537–566. <https://www.jstor.org/stable/4124414>

12. Anexos

12.1 Apéndice A: Tablas

Tabla A6. Diferencias de medias estandarizadas y cociente de varianzas antes y después de re ponderar por medio de IPW. Elaboración autor. Nota: las diferencias estandarizadas se miden en desviaciones estándar (σ).

	Diferencias estandarizadas		Cociente de varianzas	
	Línea base	Ponderado	Línea base	Ponderado
Región geográfica de ubicación				
Caribe	0,0715067	-0,0417083	1,099148	0,9410379
Pacífica	0,5289921	0,0171524	2,449379	1,037652
Orinoquía	0,1984723	-0,008837	3,736551	0,9328756
Amazonas	0,0588688	-0,0024547	2,032693	0,9678612
Nivel educativo padre				
No sabe	-0,0218259	-0,0083537	0,9110958	0,9651631
Primaria incompleta	0,1204723	0,0154237	1,33068	1,039448
Primaria completa	0,1662332	0,0164627	1,443503	1,04002
Secundaria incompleta	0,0616264	0,0138305	1,14652	1,032057
Secundaria completa	0,1007841	0,0292784	1,114517	1,033395
Técnica o tecnológica incompleta	-0,024199	-0,0033922	0,8321862	0,9752025
Técnica o tecnológica completa	-0,0184598	-0,0094503	0,9395933	0,9685541
Profesional incompleta	-0,0768594	-0,0059045	0,6026872	0,965277
Profesional completa	-0,2676674	-0,0726878	0,5661478	0,8730608
Postgrado	-0,237758	0,0159068	0,2714203	1,063771
Nivel educativo madre				
No sabe	-0,024639	-0,0027233	0,8365805	0,9810089
Primaria incompleta	0,1333047	0,0201684	0,8365805	0,9810089
Primaria completa	0,1361491	0,0236504	1,440181	1,060113
Secundaria incompleta	0,0724521	0,0120228	1,369727	1,059593
Secundaria completa	0,1016938	0,0181129	1,155436	1,025173
Técnica o tecnológica incompleta	-0,0245083	0,0035847	1,097404	1,017751
Técnica o tecnológica completa	-0,0316765	-0,0189052	0,844737	1,024106
Profesional incompleta	-0,1002019	-0,0232641	0,9122956	0,9466352
Profesional completa	-0,2702694	-0,063959	0,5185894	0,8712594
Postgrado	-0,168712	0,0307109	0,5650991	0,8893519

Material construcción pisos hogar				
Madera burda o tabla	-0,0113572	0,0127901	0,9476247	1,060633
Madera pulida, baldosa o marmol	-0,363545	-0,0363566	1,090753	1,015888
Tierra, arena	0,0841552	0,0100434	1,658931	1,066354
Estrato socioeconómico vivienda [1-6]	-0,6199238	-0,0496485	0,5078074	0,9960518
Nivel SISBEN de hogar				
Nivel 1	0,3547209	0,0379434	1,321324	1,038537
Nivel 2	0,1346533	0,0025239	1,208387	1,003907
Nivel 3	-0,0578777	0,0134257	0,7745933	1,056744
Otro	-0,0219639	0,0175976	0,7785917	1,200001
Naturaleza colegio [OFICIAL, NO OFICIAL]				
NO OFICIAL	-0,6636444	-0,0399853	0,6750631	0,9929825
Área ubicación colegio [RURAL, URBANO]				
URBANO	-0,2181006	0,0126299	1,747102	0,9637219
Tenencia de bienes en el hogar [SI]				
Computador	-0,3243597	-0,0148075	1,277336	1,014531
Lavadora	-0,3659632	-0,0186702	1,373724	1,020962
Telefonía fija	-0,5131873	-0,0314119	1,164122	1,018898
Categoría ingreso mensual familiar [1-7]	-0,6016815	-0,0685521	0,4115458	0,8983544
Número de cuartos vivienda	-0,0912509	0,0167671	0,9431765	1,039728
Número de personas hogar	0,0659516	0,0316525	1,062143	1,006891

Tabla A7.

Estimados de modelo Logit para la matrícula en educación media técnica. Los coeficientes expresan el cambio neto en la probabilidad de estar matriculado en un colegio técnico durante la educación media.

Modelo de tratamiento: logit	Errores estándar ajustados por clústers (6.047)	
1=colegio técnico	Coef.	Robust Std. Err.
Región (CB: Andina)		
Caribe	0,447705	0,1363883***
Pacífica	1,56174	0,141455***
Orinoquía	1,617494	0,2450652***
Amazonas	0,6984204	0,355379**
Educación padre (CB: ninguno)		
No sabe	-0,067927	0,1273195
Primaria incompleta	0,0331833	0,1059771
Primaria completa	0,1652818	0,1089078
Secundaria (Bachillerato) incompleta	0,10474	0,1076914
Secundaria (Bachillerato) completa	0,1382168	0,108101
Técnica o tecnológica incompleta	0,06776	0,1517313
Técnica o tecnológica completa	0,1937803	0,1173193*
Educ. profesional incompleta	0,0690419	0,1511803
Educ. profesional completa	-0,0262948	0,1190598
Postgrado	-0,1896757	0,1606334
Educación madre (CB: ninguno)		
No sabe	0,1798255	0,2088978
Primaria incompleta	0,2186329	0,1705117
Primaria completa	0,2321218	0,1684375
Secundaria (Bachillerato) incompleta	0,272598	0,1697316
Secundaria (Bachillerato) completa	0,3235319	0,1682817*
Técnica o tecnológica incompleta	0,2772764	0,2029476
Técnica o tecnológica completa	0,4254506	0,173971**
Educ. profesional incompleta	0,053545	0,1972098
Educ. profesional completa	0,2212445	0,178654
Postgrado	0,3888534	0,2054466*
Material pisos vivienda (CB: cemento, gravilla, ladrillo)		
Madera burda, tabla, tablón	-0,2651666	0,0996306***

Madera pulida, baldosa, tableta, mármol	-0,0018311	0,0532437
Tierra, arena	-0,22837	0,107332**
Estrato soc. hogar (CB: estrato 6)		
Estrato 1	1,882065	0,4684634***
Estrato 2	1,908407	0,4647495***
Estrato 3	1,573825	0,4627666***
Estrato 4	1,282228	0,4523264***
Estrato 5	0,9617772	0,4509865**
Nivel de SISBEN hogar (CB: no está en SISBEN)		
Nivel 1	-0,2305842	0,076737***
Nivel 2	-0,1012283	0,0754987
Nivel 3	-0,0894173	0,1397879
Otro nivel	-0,1638125	0,175251
Naturaleza colegio (CB: no oficial)		
Oficial	-0,9192142	0,1428842***
Área ubicación colegio (CB: rural)		
Urbano	-,4598767	0,1147122***
Bienes y servicios en la vivienda		
Computador	,1177748	0,0446293***
Lavadora	-,0882288	0,0473349*
Teléfono	-,3112516	0,057857***
Ingreso familiar (CB: menos de 1 SMLV)		
Entre 1 y menos de 2 SMLV	-,1098517	0,0528908**
Entre 2 y menos de 3 SMLV	-,1218518	0,0686467*
Entre 3 y menos de 5 SMLV	-,2780599	0,0901519***
Entre 5 y menos de 7 SMLV	-,6238375	0,1313198***
Entre 7 y menos de 10 SMLV	-1,549199	0,2515031***
10 o más SMLV	-1,395296	0,2630077***
Número de cuartos vivienda	,197254	0,059414***
Número de cuartos vivienda (X2)	-,0213445	0,0074702***
Número de personas en hogar	-,0960772	0,0398997***
Número de personas en hogar (X2)	,0047836	0,003215
_cons	-3,01834	0,548534***

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente. CB: categoría base.

Tabla A8.

Estimados Logit de tránsito a educación superior. Los coeficientes expresan el cambio neto en la probabilidad realizar una transición educativa a educación superior.

Modelo de resultado: logit	Errores estándar ajustados por clúster (6.047)			
	Técnico		Académico	
1=Tránsito a educación superior	Coef.	Robust Std. Err.	Coef.	Robust Std. Err.
Región (CB: Andina)				
Caribe	0,1319594	0,0380912***	0,2111853	0,0813473***
Pacífica	0,1363704	0,0509323***	0,129749	0,1005459
Orinoquía	0,516202	0,1459224***	0,3939892	0,1711965**
Amazonas	0,5229205	0,1443298***	0,8135175	0,3077165***
Realiza SABER11 en primer semestre del año	0,1969783	0,061828***	-0,0849261	0,2446115
Número de años en colegio actual	0,0817462	0,0173493***	0,1927908	0,0591916***
Número de años en colegio actual (X2)	-0,0078602	0,0013226***	-0,0142027	0,0041888***
Educación padre (CB: ninguno)				

No sabe	-0,0102823	0,1114884	0,152767	0,2609175
Primaria incompleta	-0,1269127	0,0982777	0,2998149	0,2169073
Primaria completa	-0,0694966	0,098093	0,1278468	0,2085858
Secundaria (Bachillerato) incompleta	0,0084223	0,0993304	0,3102428	0,2066898
Secundaria (Bachillerato) completa	0,0223655	0,0968794	0,2649352	0,2148162
Técnica o tecnológica incompleta	0,1151752	0,1340039	0,2082977	0,3766638
Técnica o tecnológica completa	0,2177542	0,1079774**	0,2952665	0,2522113
Educ. profesional incompleta	0,104165	0,1226462	0,262429	0,3123425
Educ. profesional completa	0,1376176	0,1007322	0,605854	0,2493276**
Postgrado	0,0982348	0,1172201	0,445892	0,3181616
Educación madre (CB: ninguno)				
No sabe	-0,059356	0,1653102	0,4557852	0,4788144
Primaria incompleta	0,0990821	0,1427749	-0,244637	0,3298314
Primaria completa	0,0072289	0,1415458	-0,2368738	0,3340215
Secundaria (Bachillerato) incompleta	-0,0311463	0,140615	-0,2830996	0,3411108
Secundaria (Bachillerato) completa	0,1403467	0,139117	-0,0815172	0,3310024
Técnica o tecnológica incompleta	0,2598719	0,1642455	-0,03177273	0,4220309
Técnica o tecnológica completa	0,2902819	0,1456942**	-0,0982556	0,3468575
Educ. profesional incompleta	0,2712229	0,1591368*	0,0798025	0,4321086
Educ. profesional completa	0,3131855	0,1435409**	0,0379351	0,3436034
Postgrado	0,4099027	0,1561299***	0,1067021	0,4345118
Material pisos vivienda (CB: cemento, gravilla, ladrillo)				
Madera burda, tabla, tablón	0,0711797	0,0690301	-0,0906292	0,1759382
Madera pulida, baldosa, tableta, mármol	-0,0635088	0,0332754*	-0,0109105	0,0828277
Tierra, arena	0,1598688	0,089817*	0,2354203	0,1780837
Estrato soc. hogar (CB: estrato 6)				
Estrato 1	0,0379987	0,1147647	0,2833981	0,4858167
Estrato 2	-0,041263	0,1102798	0,2902616	0,4826975
Estrato 3	0,0496574	0,1062678	0,2691464	0,4857898
Estrato 4	0,0867195	0,1040144	0,6171537	0,5181752
Estrato 5	0,0573442	0,110554	0,8281807	0,499536*
Colegio bilingüe				
Si	0,218814	0,0970801**	0,3006698	0,2678147
Género colegio (CB: femenino)				
Masculino	0,1552536	0,1148009	0,4640588	0,3007923
Mixto	0,017252	0,0558608	0,0131836	0,15393
Valor pensión colegio (rangos)	-0,00248578	0,0328377	0,0576513	0,1054923
Valor pensión colegio (rangos) (X2)	0,0249157	0,0073021***	0,0058837	0,0269697
Género estudiante (CB: F)				
M	-0,0640355	0,0273352**	-0,1600937	0,1066371
Estudiante trabaja				
Si	-0,0248688	0,0600786	0,3366253	0,162397**
Puntaje SABER11	0,1532594	0,0135475***	0,1371089	0,0475605***
Puntaje SABER11 (X2)	-0,001552	0,0001282***	-0,0014222	0,0004775***

Expectativas de estudiante: tipo de educación (CB: ninguno)				
Técnica	-0,2493401	0,1036838**	0,0068064	0,2281762
Tecnológica	-0,268533	0,10439**	-0,1911192	0,2221072
Profesional	0,1262836	0,0911385	0,3361782	0,1946323*
Bienes y servicios de la vivienda				
Computador	0,1481776	0,0430202***	0,0798887	0,0905143
DVD	-0,0710159	0,0305695**	-0,1935028	0,0741018***
Celular	0,1753025	0,0530929***	-0,0389191	0,1164229
Teléfono	-0,0868721	0,0332606***	-0,0124762	0,0968591
Internet	0,1251798	0,041099 ***	-0,0018694	0,0843262
Automóvil	0,1439862	0,0335928***	0,1949116	0,1001299*
Ingreso hogar (CB: menos de 1 SMLV)				
Entre 1 y menos de 2 SMLV	0,0541833	0,0386172	0,0411878	0,0759752
Entre 2 y menos de 3 SMLV	0,0982436	0,049996**	0,2762947	0,1240515**
Entre 3 y menos de 5 SMLV	0,1317245	0,0589751**	0,2949458	0,1777858*
Entre 5 y menos de 7 SMLV	0,076993	0,0781961	0,3636535	0,3318628
Entre 7 y menos de 10 SMLV	-0,2032511	0,1004547**	0,7017164	0,7694138
10 o más SMLV	-0,0144682	0,1049852	-0,0505759	0,4799122
Número de personas en hogar	-0,0816539	0,0292332***	-0,1035674	0,0800135
Número de personas en hogar (X2)	0,004932	0,0024279**	0,0044764	0,0061677
_cons	-3,425737	0,4065856***	-3,56933	1,419224**

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A9.

De arriba a abajo: a) Impacto en posibilidades de tránsito por categorías de ingreso del hogar; b) Impacto en posibilidades de tránsito por estrato socioeconómico de la vivienda; c) Impacto en posibilidades de tránsito por área de residencia del estudiante; e d) Impacto en posibilidades de tránsito por género del estudiante.

a)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Menos de 1 SMLV	7.645	-0,247063 (0,00069) ***	-4%
Entre 1 y menos de 2 SMLV	15.754	-0,0397435 (0,0004953) ***	-5,9%
Entre 2 y menos de 3 SMLV	7.906	-0,0049042 (0,000638) ***	-0,7%
Entre 3 y menos de 5 SMLV	5.287	-0,0018412 (0,0007077) ***	-0,3%
Entre 5 y menos de 7 SMLV	2.255	0,0242918 (0,0010307) ***	3%
Entre 7 y menos de 10 SMLV	1.107	0,1112874 (0,0015305) ***	14,6%
10 o más SMLV	1.688	-0,035355 (0,0016126) ***	-4,3%

b)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Estrato 1	9.790	-0,0310382 (0,0005974) ***	-4,8%
Estrato 2	14.032	-0,0173979 (0,0005182) ***	-2,7%
Estrato 3	11.425	-0,0314583 (0,0005823) ***	-4,3%
Estrato 4	3.778	0,035561 (0,0008558) ***	4,5%
Estrato 5	1.626	0,0587593 (0,0012888) ***	7,1%
Estrato 6	991	-0,0683156 (0,0021526) ***	-8,5%

c)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Área rural	5.385	-0,0249258 (0,0008303) ***	-3,7%
Cabecera municipal	34.294	-0,0166186 (0,0003559) ***	-2,3%

d)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Femenino	23.457	-0,0109286 (0,0004) ***	-1,6%
Masculino	18.185	-0,0268825 (0,0005122) ***	-3,9%

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A10.

Efecto promedio de tratamiento a través del último nivel educativo alcanzado por el padre.

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Ninguno	784	-0,0814926 (0,0022601) ***	-12,4%
No sabe	2.032	-0,0079194 (0,002033) ***	-1,2%
Primaria incompleta	4.423	0,0015897 (0,0008333) ***	0,3%
Primaria completa	4.714	-0,0451343 (0,0008084) ***	-7,2%
Secundaria (Bachillerato) incompleta	5.089	-0,0197457 (0,0007728) ***	-3%
Secundaria (Bachillerato) completa	10.367	-0,0296633 (0,0005488) ***	-4,3%
Técnica o tecnológica incompleta	733	-0,0747354 (0,0024371) ***	-10%
Técnica o tecnológica completa	2.967	-0,0553663 (0,0010615) ***	-7,3%
Educ. profesional incompleta	1.093	-0,0325394 (0,0017821) ***	-4,2%
Educ. profesional completa	7.198	0,026311 (0,0006388) ***	3,4%
Postgrado	2.242	0,0061284 (0,0014864) ***	0,7%

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A11.

Efecto promedio de tratamiento a través del último nivel educativo alcanzado por la madre.

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Ninguno	336	0,0050836 (0,0036365) ***	0,8%
No sabe	800	0,1080058 (0,0021528) ***	16,8%
Primaria incompleta	3.541	-0,0347593 (0,0010032) ***	-5,6%
Primaria completa	4.530	-0,0300076 (0,0008657) ***	-4,9%
Secundaria (Bachillerato) incompleta	5.787	-0,0257867 (0,0007797) ***	-4,1%
Secundaria (Bachillerato) completa	11.548	-0,0195021 (0,0005384) ***	-2,7%
Técnica o tecnológica incompleta	877	-0,0926714 (0,0023193) ***	-12,5%
Técnica o tecnológica completa	3.808	-0,0432543 (0,0009988) ***	-5,5%
Educ. profesional incompleta	1.180	0,0029441 (0,0017207) ***	0,2%
Educ. profesional completa	7.264	0,0051056 (0,0007204) ***	0,6%
Postgrado	1.971	0,0028182 (0,0014693) ***	0,3%

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A12.

De arriba a abajo: a) Impacto promedio en posibilidades de tránsito por naturaleza de colegio; b) Impacto promedio en posibilidades de tránsito por jornada educativa; e c) Impacto promedio en posibilidades de tránsito por costo de matrícula en colegio.

a)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Oficial	22.170	-0,0271219 (0,0004078) ***	-4,1%
No oficial	19.472	-0,007391 (0,0004916) ***	-0,9%

b)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
Completa	14.443	-0,0036699 (0,0005367) ***	-0,4%
Mañana	19.469	-0,0225867 (0,0004484) ***	-3,2%
Tarde	6.184	-0,0276811 (0,0008014) ***	-4,3%
Noche	960	-0,0513072 (0,0028079) ***	-8%
Sabatina	569	-0,0550315 (0,0032713) ***	-8,8%

c)

Subgrupos	n	ATE	Δ%
No paga Pensión	22.799	-0,0277705 (0,0004052) ***	-4,3%
Menos de 87.000 (105.600)	3.854	-0,0308179 (0,0011642) ***	-4,4%
Entre 87.000 (105.600) y menos de 120.000 (158.400)	2.541	-0,0158054 (0,0013034) ***	-2,2%
Entre 120.000 (158.400) y menos de 150.000 (198.000)	2.079	-0,0054322 (0,0013077) ***	-0,6%
Entre 150.000 (198.000) y menos de 250.000 (330.000)	4.723	0,0022505 (0,0008761) ***	0,4%
250.000 (330.000) o más	5.646	0,0084176 (0,0009279) ***	1%

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A13.

Efecto promedio de tratamiento a través del número de años cursados en el último colegio.

Subgrupos	n	ATE	Δ%
1 año	2.888	-0,0774741 (0,0013727) ***	-11,3%
2 años	3.247	-0,0547114 (0,0011825) ***	-7,9%
3 años	2.903	-0,0383745 (0,0011808) ***	-5,4%
4 años	2.452	-0,0241746 (0,0012101) ***	-3,4%
5 años	2.664	-0,0166972 (0,0010971) ***	-2,2%
6 años	9.065	-0,0115647 (0,0005795) ***	-1,7%
7 años	2.604	-0,0030425 (0,0011158) ***	-0,4%
8 años	5.097	-0,0018654 (0,0008181) ***	-0,2%
9 años	1.056	0,0012583 (0,0017853) ***	0,1%
10 años	1.328	0,0003451 (0,0016228) ***	0,1%
11 años o más	8.338	-0,0009813 (0,0007077) ***	-0,1%

Elaboración autor. Nota: *, ** y *** indican significancia al nivel del 10%, 5% y 1%, respectivamente.

Tabla A14.

Prueba de robustez. Cotas de Mantel-Haenszel (1959) para tránsito a educación superior.

Gamma	Q_mh+	Q_mh-	p_mh+	p_mh-
1	8,60484	8,60484	0	0
2	34,3431	16,3644	0	0
3	50,7319	31,3769	0	0
4	63,4026	42,4134	0	0
5	74,0266	51,2755	0	0
6	83,3316	58,7569	0	0
7	91,7032	65,2805	0	0
8	99,372	71,0987	0	0
Gamma: razón de chances de la asignación diferencial a causa de factores no observados.				
Q_mh+: estadístico de Mantel-Haenszel (supuesto: sobreestimación de efectos de tratamiento)				
Q_mh-: estadístico de Mantel-Haenszel (supuesto: subestimación de efectos de tratamiento)				
p_mh+: nivel de significancia (supuesto: sobreestimación de efectos de tratamiento)				
p_mh-: nivel de significancia (supuesto: subestimación de efectos de tratamiento)				

Elaboración autor.

12.2 Apéndice B: modelo de resultados potenciales (MRP)

A nivel observacional, no es posible extraer directamente efectos causales de un tratamiento en individuos, pues éstos sólo son susceptibles de apreciarse en un estado del mundo u otro, exclusivamente. De esta forma, los potenciales resultados alternativos de una intervención componen el conjunto de información con el que se desearía contar, pero que no se tiene, en la búsqueda por medir su efecto causal. Este corolario compone la piedra angular

del modelo causal de Rubin (MCR) para describir la distribución de efectos de tratamiento a nivel de unidades: los resultados potenciales o contrafactuales se reconocen como *datos missing* (Holland, 1986; Rubin, 1973, 1974, 1977). El modelo de resultados potenciales (MRP) se encarga de especificar el estado final eventual de cada individuo bajo cada nivel de tratamiento, el proceso de asignación de esta exposición, y la dependencia de los resultados potenciales con respecto al proceso de asignación en la población.

El MRP proporciona una solución al problema fundamental de *datos missing* al posibilitar la estimación de la distribución a nivel individual de los efectos de tratamiento. En el sentido más elemental, la MRP estima el resultado potencial que cada individuo mostraría bajo diferentes niveles de tratamiento (Cerulli, 2015). Los parámetros de interés en la MRP del modelo contrafactual (Cameron & Trivedi, 2005), se definen a continuación.

Dado que t denota un tratamiento binario aleatorio, t_i señala el tratamiento recibido por el individuo i . Así, $t = 1$ es el primer nivel de tratamiento, y $t = 0$ el medio de control.

$$ATE = E [y (1) | t=1] - E [y (0) | t=0]$$

$$ATE = E [y_1 (1) - y_0 (0)]$$

En donde ATE es el efecto promedio del tratamiento $t=1$, con respecto a $t=0$. Y en donde las expectativas están en función de la distribución de probabilidad de la población objetivo.

$$ATET = E [y (1) | t=1] - E [y (0) | t=1]$$

$$ATET = E [y_1 (1) - y_1 (0)]$$

El ATET es el indicador de efecto promedio sobre la población de tratados, esto es, el impacto medio en el subconjunto de unidades efectivamente elegidas.

$$MRP_t = E (y_t)$$

Y MRP hace referencia al resultado potencial promedio para el nivel de tratamiento t . De esta forma, el modelo de resultados potenciales genera datos en donde y_i es el resultado observado, t_i es el tratamiento observado, x_i es un vector de variables de control que afectan el resultado de interés, y w_i es un vector de variables de control que predicen la asignación del tratamiento; en este contexto x_i y w_i pueden tener elementos en común y por lo tanto el tratamiento no requiere de ser exógeno.

Este modelo establece que el resultado observable de la variable de interés y es y_0 cuando $t = 0$. Análogamente, y es y_1 cuando $t = 1$. Algebraicamente se dice que,

$$y = (1 - t) y_0 + t y_1$$

Que es la ecuación que vincula todos los estados posibles del mundo. La forma funcional de y_0 e y_1 es

$$y_0 = \mathbf{x}'\beta_0 + \epsilon_0$$

$$y_1 = \mathbf{x}'\beta_1 + \epsilon_1$$

En donde β_0 y β_1 son vectores de coeficientes por estimar, ϵ_0 y ϵ_1 términos de error no correlacionados con \mathbf{x} y \mathbf{w} . Este modelo segrega cada resultado potencial en un componente predecible, $\mathbf{x}\beta_i$, y un término de error no observable, ϵ_i . El proceso de asignación de tratamiento es:

$$t = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathbf{w}'\boldsymbol{\gamma} + \eta > 0 \\ 0 & \text{de cualquier otra forma} \end{cases}$$

En donde $\boldsymbol{\gamma}$ es un vector de coeficientes, y η es un término de error no observable y no correlacionado con \mathbf{x} y \mathbf{w} . De esta forma, la asignación del tratamiento es descompuesta en un factor predecible, $\mathbf{w}'\boldsymbol{\gamma}$, y un término de error, η . Producto de esto, el modelo para t determina cómo la información con respecto a y_0 y y_1 es *faltante*.

Esta formulación separa los resultados potenciales y la asignación del tratamiento en componentes observables y no observables. Adicionalmente, el hecho de que η sea independiente al vector (ϵ_0, ϵ_1) es indispensable para la especificación de los estimadores, pues supone la no existencia de factores no observables con influencia potencial en la asignación del tratamiento y el resultado de interés, es decir, se asume independencia condicional media (Cerulli, 2015).

12.3 Apéndice C: varianza del estimador doble robusto PIPAR

De acuerdo con Wooldridge (2010), producto de que los estimados de τ_{ate} toman la forma general

$$\hat{\tau}_{ate,reg} = N^{-1} \sum_{i=1}^N [m_1(\mathbf{x}_i, \hat{\boldsymbol{\delta}}_1) - m_0(\mathbf{x}_i, \hat{\boldsymbol{\delta}}_0)]$$

Que proviene de los estimadores $\hat{\boldsymbol{\delta}}_0$ y $\hat{\boldsymbol{\delta}}_1$ consistentes \sqrt{N} y asintóticamente normales, que permiten derivar el estimado a través del ajuste de regresión. Por lo tanto $\hat{\tau}_{ate,reg}$ será consistente \sqrt{N} y asintóticamente normal. Luego, puede demostrarse que

$$\begin{aligned} Avar\sqrt{N}(\hat{\tau}_{ate,reg} - \tau_{ate}) &= E \left\{ [m_1(\mathbf{x}_i, \hat{\boldsymbol{\delta}}_1) - m_0(\mathbf{x}_i, \hat{\boldsymbol{\delta}}_0) - \tau_{ate}]^2 \right\} \\ &+ E[\nabla_{\boldsymbol{\delta}_0} m_0(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\delta}_0)] \mathbf{V}_0 E[\nabla_{\boldsymbol{\delta}_0} m_0(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\delta}_0)]' \\ &+ E[\nabla_{\boldsymbol{\delta}_1} m_1(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\delta}_1)] \mathbf{V}_1 E[\nabla_{\boldsymbol{\delta}_1} m_1(\mathbf{x}_i, \boldsymbol{\delta}_1)]' \end{aligned}$$

En donde \mathbf{V}_0 es la varianza asintótica de $\sqrt{N}(\hat{\boldsymbol{\delta}}_0 - \boldsymbol{\delta}_0)$, y de forma análoga para \mathbf{V}_1 . Entonces, un estimador de la varianza es simple

$$\begin{aligned}
N \cdot \text{Avar}(\widehat{\tau}_{ate,reg}) &= N^{-1} \sum_{i=1}^N [m_1(\mathbf{x}_i, \widehat{\boldsymbol{\delta}}_1) - m_0(\mathbf{x}_i, \widehat{\boldsymbol{\delta}}_0)]^2 \\
&+ \left[N^{-1} \sum_{i=1}^N \nabla_{\delta_0} m_0(\mathbf{x}_i, \widehat{\boldsymbol{\delta}}_0) \right] \widehat{\mathbf{V}}_0 \left[N^{-1} \sum_{i=1}^N \nabla_{\delta_0} m_0(\mathbf{x}_i, \widehat{\boldsymbol{\delta}}_0) \right]' \\
&+ \left[N^{-1} \sum_{i=1}^N \nabla_{\delta_1} m_1(\mathbf{x}_i, \widehat{\boldsymbol{\delta}}_1) \right] \widehat{\mathbf{V}}_1 \left[N^{-1} \sum_{i=1}^N \nabla_{\delta_1} m_1(\mathbf{x}_i, \widehat{\boldsymbol{\delta}}_1) \right]' \blacksquare
\end{aligned}$$

Que, con las fórmulas adecuadas para \mathbf{V}_0 y \mathbf{V}_1 , permite computar el error asintótico de $\widehat{\tau}_{ate}$ en una estimación doble robusta. En el caso en el que las medias condicionales por ajuste de regresión se encuentren correctamente especificadas, la matriz usual de varianzas es válida para los parámetros utilizando el estimador de cuasi máxima verosimilitud. Si las medias condicionales son erróneamente especificadas, pero el puntaje de propensión es consistentemente estimado, un estimado mejor, y más compacto, de la varianza asintótica de $\widehat{\boldsymbol{\delta}}_g$ se obtiene a través de

$$\left[\sum_{i=1}^N \left(\frac{s_i}{\widehat{p}_i} \right) \mathbf{x}_i' \mathbf{x}_i \right]^{-1} \left(\sum_{i=1}^N \widehat{\mathbf{e}}_i \widehat{\mathbf{e}}_i' \right) \left[\sum_{i=1}^N \left(\frac{s_i}{\widehat{p}_i} \right) \mathbf{x}_i' \mathbf{x}_i \right]^{-1}$$

El estimador conservador reemplazaría $\widehat{\mathbf{e}}_i$ con $\frac{s_i \widehat{u}_i}{\widehat{p}_i}$, en cuyo caso luce justo como el estimador heterocedástico robusto en el contexto de mínimos cuadrados ponderados (Wooldridge, 2007).

En (Wooldridge, 2010) se emiten algunos argumentos formales que ilustran la consistencia del estimador doble robusto. Intuitivamente, la robustez de los resultados está garantizada porque los modelos de tratamiento y resultados buscan estimar consistentemente los parámetros de forma independiente. Entonces, solo es indispensable que alguna de las especificaciones sea correcta, pero no ambas. Por ejemplo, en general cuando la media condicional es correctamente especificada, pero el puntaje de propensión es inconsistente, la robustez es asegurada por el hecho de que el estimador de mínimos cuadrados ponderados consistentemente aproxima los parámetros de manera independiente a la función específica de \mathbf{x} que se utiliza para generar las ponderaciones. Así, aunque el puntaje de propensión sea incorrecto, no se compromete la consistencia del ATE.

En el caso alternativo, cuando la media condicional tiene problemas de especificación, pero el puntaje de propensión es consistente, puede mostrarse que bajo el supuesto de independencia condicional media (CMI), los parámetros (δ_0^*, δ_1^*) estimados mediante ponderación de probabilidad inversa (con los ponderadores verdaderos), también componen la solución al problema de minimización no ponderado poblacional. En la regresión lineal lo anterior implica que (δ_0^*, δ_1^*) minimiza $E \left[(y_g - \alpha_g - \mathbf{x} \boldsymbol{\beta}_g)^2 \right]$ para $g = 0, 1$. Esto es, (δ_0^*, δ_1^*) conforma el grupo

de parámetros en la proyección lineal $L(y_g|1, \mathbf{x})$. Puesto que se incorpora un término constante en esta proyección, la media incondicional de y_g equivale a la media de la proyección lineal $E(y_g) = E[(\alpha_g^* + \mathbf{x}\beta_g^*)]$. En consecuencia $\tau_{ate} = [(\alpha_1^* + \mathbf{x}\beta_1^*) - (\alpha_0^* + \mathbf{x}\beta_0^*)]$, tal como antes, pero ahora no se requiere que las funciones de media condicional estén correctamente especificadas. Es decir, el ajuste de regresión todavía puede generar un estimador consistente de τ_{ate} cuando las medias condicionales se encuentran erróneamente especificadas, pero exige el uso de la estimación por medio de ponderación de probabilidad inversa con un modelo del puntaje de propensión correctamente especificado. Esto indica que, ante problemas en el montaje de la función de media condicional, todavía es posible recuperar las medias incondicionales contrafactuales, aportando el carácter doble robusto del estimador.

Estos resultados tienden a mantenerse, con ligeras modificaciones, en el marco de variables de respuesta de carácter binario, fraccional y de conteo, dado que se considera la función de media condicional es considerada.