

Educación e ingresos de los jóvenes en la Argentina

Educación e ingresos de los jóvenes en la Argentina

La importancia de la calidad de los aprendizajes escolares

Ivana Templado*

* Economista senior de la Fundación de Investigaciones Económicas Latinoamericanas (FIEL). Agradezco enormemente el tiempo dedicado a la lectura minuciosa y los valiosos comentarios a versiones previas de este documento a: Hernán Ruffo (UTDT), Jorge Puig (UNLP), Marcelo Rabossi (UTDT), Alejandro Morduchowicz y Juan Luis Bour (FIEL), colegas de FIEL y participantes del seminario interno de discusión, así como a otros comentaristas anónimos que me ayudaron a pensar y revisar el problema. Errores u omisiones son de mi exclusiva responsabilidad.



Templado, Ivana

Educación e ingresos de los jóvenes en la Argentina : la importancia de la calidad de los aprendizajes escolares / Ivana Templado. - 1a ed. - Ciudad Autónoma de Buenos Aires : Konrad Adenauer Stiftung, 2026. 88 p. ; 23 x 16 cm.

ISBN 978-631-6864-01-7

1. Educación. 2. Educación Secundaria. I. Título.
CDD 373

Esta publicación de la Konrad-Adenauer-Stiftung e. V. tiene por objetivo único el de proporcionar información. No podrá ser utilizada para propósitos de publicidad electoral durante campañas electorales.

© Konrad-Adenauer-Stiftung
Suipacha 1175, Piso 3
C1008AAW
Ciudad de Buenos Aires
República Argentina
Tel: (54-11) 4326-2552
www.kas.de/argentina
info.buenosaires@kas.de

Marzo 2026

ISBN: 978-631-6864-01-7

Prohibida su reproducción total o parcial, incluyendo fotocopia, sin la autorización expresa del autor y los editores.

Índice

Introducción	9
Antecedentes	13
Antecedentes internacionales	13
Antecedentes para la Argentina	18
Bases de datos e información disponible	23
Estrategias de identificación	29
Planteo del modelo y sus distintas especificaciones	33
Resultados	37
Estimación base	37
Inclusión de la calidad de la cohorte	38
Análisis de selección muestral	40
Inclusión de efectos fijos por familia	43
Análisis de heterogeneidades	46
Efectos marginales diferenciados por aglomerados	52
Medida de calidad con habilidades de comprensión lectora	56
Conclusiones	61
Propuesta de políticas	65
Referencias	69
Anexo	75

El capital humano se refiere al conocimiento, la información, las ideas, las habilidades y la salud de las personas. Esta es la "era del capital humano" en el sentido de que el capital humano es, con mucho, la forma de capital más importante en las economías modernas.

El éxito económico de los individuos, y también de economías enteras, depende de cuán amplia y efectivamente inviertan las personas en sí mismas.

Gary Becker, *The Age of Human Capital* (2002)

Introducción

La discusión sobre la importancia de la formación en la productividad de las personas se plasmó en los ámbitos académicos ya desde mediados del siglo pasado. Las investigaciones de T. W. Schultz, G. Becker y J. Mincer sobre la inversión en capital humano —concepto que incluía no solo la educación formal sino la formación en el trabajo y el cuidado de la salud— se fueron desarrollando casi simultáneamente, interactuando, retroalimentándose y profundizando el desarrollo de la teoría del capital humano (Teixeira, 2014).

En *The Economic Value of the Education*, T. W. Schultz (1963) habla de la educación como un concepto global, que puede variar de cultura a cultura pero que tiene el *enseñar y aprender* como rasgo común a todas. Reconoce que si bien los términos educación y escolaridad se usan como sinónimos, esta última se asocia más a la instrucción sistémica, mientras que la primera abarca también actividades que trascienden las aulas e incluyen el desarrollo y la difusión del avance científico y del conocimiento. Claramente, los dos son relevantes y están entrelazados en la discusión pasada y actual.

Gary Becker, en su libro de 1964, extiende la teoría y desarrolla el marco general para el análisis económico de la relación entre la inversión en capital humano y la mejora de la productividad individual. Esto es, que la educación y la formación generan retornos en la forma de mayores ingresos futuros y, por lo tanto, como planteaba Schultz, aun asumiendo los costos que implica, la educación tiene los atributos de una inversión. Mientras que Jacob Mincer (1974) postula una ecuación en donde los ingresos dependen de los años de escolaridad y la experiencia laboral y muestra que dicha asociación explica

las diferencias de ingresos entre individuos, así como su dinámica temporal, esto es, que si bien los ingresos crecen con la experiencia, lo hacen a tasas decrecientes.

Sin embargo, en la misma década del 70 surgieron enfoques críticos que cuestionaron que la educación incrementara directamente la productividad, y proponían, en cambio, su papel como mecanismo de información en el mercado laboral. La hipótesis de la señalización (Spence, 1973) y la del filtro o credencialismo (Arrow, 1973) coinciden en que la educación permite a los empleadores identificar a los trabajadores más capaces, ya sea como señal observable o como credencial que actúa como filtro de habilidades. Estas perspectivas, junto con los planteos de segmentación ocupacional (Knight, 1979), enriquecieron el debate al mostrar que los retornos a la educación dependen también de las estructuras del mercado de trabajo y de la distribución de credenciales en la fuerza laboral.

Sobre estas bases, son numerosísimos los trabajos que se han realizado en diversas áreas de la economía: laboral, distributiva, del desarrollo, entre otras. Es justamente a partir de estos estudios que la educación es ampliamente reconocida como un factor clave para el desarrollo económico y social. Psacharopoulos y Patrinos (2018), en una revisión exhaustiva de los trabajos realizados en 139 países entre 1950 y 2014, estiman en un promedio de 9 puntos porcentuales el aumento de los ingresos por cada año adicional de escolaridad. Sin embargo, como muestra el trabajo de Hanushek y Woessmann (2008), no todos los años de escolaridad generan el mismo impacto en los ingresos laborales y, además, la calidad de la educación, medida por el nivel de aprendizajes, juega un papel crucial en la determinación de los retornos a la educación. A su vez, en el último tiempo, varios trabajos que han indagado en las habilidades no cognitivas —dificiles de medir en pruebas estandarizadas— han concluido también sobre su relevancia en la explicación de los retornos a la educación (Deming y Silliman, 2024; OECD, 2024a).

En la Argentina, diversos estudios han explorado los determinantes de estos retornos en diferentes períodos, así como distintas aris-

tas del tema. Un análisis sobre el período 1992-2002 reveló diferencias de género y heterogeneidad en los beneficios de la educación, así como grandes fluctuaciones en los retornos en dicho período (Giovagnoli et al., 2005; Pietro y Pedace, 2008). En la misma sintonía, López Bóo (2010) mostró que la crisis económica de 2001 marcó un punto de inflexión, tras el cual los salarios de los trabajadores menos educados cayeron más rápido en comparación con los de mayor nivel educativo.

Sin embargo, ninguno de estos estudios ahondó en el rol de la calidad de la educación en sus retornos esperados, pregunta que se vuelve muy relevante teniendo en cuenta que si bien el acceso a la escolaridad obligatoria en Argentina es casi universal, los resultados de los aprendizajes, tanto medidos por pruebas nacionales como internacionales, muestran grandes falencias de los aprendizajes básicos (OECD, 2023a y SEIE, 2022). Aunque la Argentina ha incrementado la inversión educativa en los últimos cuarenta años (Morduchowicz et al., 2024), es necesario evaluar su efectividad en términos de ingresos y oportunidades laborales.

El objetivo de esta investigación es estimar los retornos a la educación de las cohortes de jóvenes de 17 a 25 años, controlados por la calidad educativa recibida en su paso por la secundaria, e identificar heterogeneidades entre jurisdicciones y niveles educativos.

El trabajo contribuye a una comprensión más profunda de los retornos a la educación entre el grupo de jóvenes que recién están haciendo su transición al mercado de trabajo en la Argentina, subrayando la importancia del nivel de aprendizaje alcanzado durante la escolaridad. Esto permitirá orientar políticas públicas, tanto educativas como laborales, que ayuden a evaluar mejoras en la formación y a repensar una conexión con el mercado de trabajo que favorezcan transiciones más equitativas y efectivas hacia el mismo.

En el próximo apartado se hará un repaso de la evidencia internacional seguida por los trabajos realizados para la Argentina en este tema. Luego se presenta la sección metodológica, donde se revisarán

las posibilidades de estimación de acuerdo con la información disponible, para pasar luego a la sección de resultados y las conclusiones que surgen del análisis. Finalmente se presentan las recomendaciones de políticas que surgen de la investigación.

Antecedentes

Antecedentes internacionales

Antes de pasar a los trabajos más recientes, resumo brevemente algunas de las revisiones más importantes hechas a la ecuación de Mincer (1974).

El trabajo de D. Card (2001) discute acerca del sesgo de habilidad, posibles errores de medición en la escolaridad y endogeneidad en la ecuación. El primero se relaciona con el hecho de que la habilidad natural de la persona puede sesgar hacia arriba la estimación de los retornos,¹ dado que es más probable que personas con más habilidad se sientan inclinadas a buscar más educación, por lo que la estimación de los retornos, usando mínimos cuadrados ordinarios (MCO), puede no distinguir entre ambos efectos.

Siguiendo con Card, el error de medición refiere tanto a la declaración de los años de escolaridad (y su imprecisión respecto a si son años de educación formal efectiva) y a los distintos niveles de calidad de la oferta educativa. Respecto de la endogeneidad de los retornos a la educación, según Card, se evidenciaría más en el equilibrio general del mercado de trabajo porque la oferta de empleados más educados baja la tasa de retorno. Pero para una cohorte específica, la decisión —de estudiar o no— es en gran medida exógena, dadas

1 El sesgo aparece porque la habilidad no observada está correlacionada con el costo marginal de estudiar. Si las personas con mayor habilidad enfrentan menores costos marginales, su covarianza es negativa y el sesgo es positivo; es decir, el coeficiente OLS sobreestima el retorno verdadero.

las instituciones educativas y el contexto económico que afrontó el estudiante en su momento.

Más tarde, Heckman, Lochner y Todd (2006a) analizan la ecuación de Mincer sobre todo en lo que hace a los supuestos que permiten a dicha ecuación estimar como tasa de retorno a su parámetro principal. En este sentido, indican que la ecuación de Mincer no estima una tasa de retorno, sino una tasa promedio *ex post* de crecimiento de los ingresos asociada a la escolaridad: muestra cuánto aumentan en promedio los ingresos con más estudios, pero no informa sobre qué tan buena es la inversión educativa, lo cual exige conocer la tasa marginal de retorno *ex ante* e incorporar los costos a la misma.

Heckman, Lochner y Todd muestran que los supuestos de la ecuación de Mincer pocas veces se cumplen y que, al relajarlos, los retornos cambian sustancialmente. Señalan ocho puntos que luego contrastan teórica y empíricamente: (i) la relación lineal “años-ingresos” y los perfiles experiencia-salario paralelos² no se verifican; (ii) al incorporar impuestos y costos educativos, los retornos marginales difieren del coeficiente de Mincer; (iii) la inestabilidad de los mercados laborales hace que una sola cohorte no represente el ciclo vital³ completo; (iv) distinguir ingresos esperados *ex ante* de los observados *ex post* reduce las tasas internas de retorno; (v) decisiones educativas secuenciales cuestionan la validez de una tasa de retorno única; (vi) los modelos con variables instrumentales identifican efectos causales pero no tasas internas; (vii) datos de panel y métodos contrafactuales revelan fuerte heterogeneidad individual; y (viii) se-

2 Eso implica que si se representan los salarios en el tiempo, todas las curvas para distintos niveles de escolaridad tienen la misma forma y la misma pendiente, de modo que la distancia vertical entre ellas (la prima salarial asociada a más estudios) se mantiene constante a lo largo de la vida laboral.

3 Un corte transversal combina personas de 25, 35 y 45 años que no han experimentado las mismas condiciones económicas en sus etapas tempranas y medias de vida. Esa mezcla de cohortes hace que la curva obtenida por edad no sea la verdadera evolución que seguiría un solo individuo si lo siguiéramos desde su entrada al mercado hasta la jubilación.

parar la parte previsible de la incierta —incluidos los costos— subraya la importancia de considerar riesgo y heterogeneidad al evaluar la educación.

Por otro lado, el aporte de Erik Hanushek para corregir la fuente de sesgo debida a las diferencias en la calidad de la escolaridad ha sido de gran relevancia en estas investigaciones. Hanushek y Kimko (2000) encontraron que las habilidades cognitivas tienen un impacto mucho mayor en el crecimiento de los países que los años de escolaridad, lo cual mejora de forma notable el poder explicativo de los modelos de crecimiento. Este resultado central ha sido confirmado en la última década por múltiples estudios que emplean distintos enfoques, especificaciones y formas de medir las competencias.

El trabajo de Hanushek y Zhang (2006) hace una aproximación más empírica y descriptiva a partir del reconocimiento de dos fuentes de sesgo en la ecuación de Mincer: la autoselección de los individuos hacia mayor escolaridad y la medición imprecisa de la “escolaridad” debido a variaciones en la calidad de la enseñanza. Utilizando una base de datos a nivel de individuos, para corregir el primero usan un índice de selectividad basado en la proporción de la cohorte que alcanza cada nivel educativo y así aproximan la habilidad mínima relativa de cada graduado.⁴ Y para el segundo, construyen “años de estudio ajustados” con puntajes IALS (International Adult Literacy Survey) según cohorte, que capturan la calidad del aprendizaje. Al reestimar la ecuación con estas correcciones, encuentran que los retornos a la escolaridad corregida suben respecto a la formulación de Mincer tradicional, pero ese aumento se atenúa cuando se incorpora la corrección por selectividad. El resultado es un perfil de retornos más homogéneo entre países, que varía alrededor de 10–15% por desviación estándar de habilidad.

4 Por ejemplo, si el 86% de una cohorte completa la secundaria, a quienes completan exactamente ese nivel se les asigna un índice de 0.14 como cota inferior de habilidad.

En 2008, Hanushek y Woessmann, con datos de corte transversal pero esta vez a nivel de países, estiman una ecuación de Mincer estándar a la que incorporan una medida de habilidades cognitivas agregada. Encuentran una fuerte relación entre el rendimiento educativo y el crecimiento del PIB. Los autores respaldan este hallazgo con varios análisis de sensibilidad y robustez para sostener la potencial causalidad de dicho resultado. El análisis refuerza el hecho de que asumir que cada año de escolarización tiene el mismo impacto en el capital humano, independientemente del sistema educativo, puede no ser lo adecuado, especialmente en comparaciones internacionales.

En general, como indican Hanushek y Woessmann (2012), la capacidad o habilidad de un individuo se asume como función de la cantidad y calidad de su escolaridad, de condiciones familiares, de la habilidad innata, así como de factores relacionados con la salud y la experiencia laboral. Sin embargo, "... el capital humano es una variable latente que no es directamente observable" (Hanushek y Woessmann, 2012, p. 271). Este enunciado es de gran relevancia y pocas veces explicitado. Cómo medir esta capacidad individual ha sido la gran discusión, y ellos la rescatan ya en su trabajo de 2008. En este contexto, la medición de las habilidades cognitivas, ya sea a través de los resultados en pruebas de matemáticas, ciencias y/o lectura, aparece como una alternativa más sólida a medir solo los años educativos. Los resultados de pruebas estandarizadas reflejan la eficacia de las escuelas, incorporan habilidades adquiridas en distintos entornos —familia, escuela y capacidad innata— y permiten diferenciar los efectos de la calidad educativa más allá de la cantidad de años de estudio, lo cual facilita la evaluación de políticas destinadas a mejorar dicha calidad.

Trabajos posteriores, como el de Goczek et al. (2021), han extendido y revisado este enfoque que busca explicar los cambios en el desarrollo (medido por el PBI), utilizando datos de panel (50 años) y los resultados de las pruebas PISA (Programme for the International Students Assessment). En este trabajo, los autores hacen una crítica a Hanushek y Woessmann (2012) tras identificar omisiones de varia-

bles y supuestos débiles en el planteo de su modelo original, por lo que proponen un enfoque ampliado que aborda el riesgo de causalidad inversa —el rendimiento económico podría afectar la calidad de la educación— y proponen un modelo más completo de crecimiento, basado en el modelo de Solow aumentado⁵, para limitar el sesgo por variables omitidas. El trabajo concluye que aun robusteciendo la especificación e incorporando todas estas correcciones, se confirma la relación positiva entre calidad educativa y desarrollo, lo cual respalda la idea de que una educación básica (primaria y secundaria) de calidad es crucial para el desarrollo económico.

Por su parte, Hampf et al. (2017) analizan la relación entre habilidades cognitivas, educación y resultados laborales utilizando microdatos a nivel de personas de la muestra internacional de adultos PIAAC (Programme of International Assessment and Analysis of Adult Competencies). A diferencia del enfoque clásico de Mincer, estos autores separan explícitamente los efectos de la cantidad de educación (años de escolaridad) y la calidad (medida por habilidades en lectura y matemáticas), y discuten las posibles fuentes de endogeneidad en ambas dimensiones. Exponen algunas de las fallas más comunes en los análisis de retornos con datos de adultos, como que la medición se ve influenciada por la experiencia laboral, y emplean variables instrumentales que separan la habilidad de la persona previa a su entrada al mercado de trabajo. Exploran el impacto de la educación en los salarios, en la participación laboral y en la cohesión democrática. Moderan el sesgo de variables omitidas con antecedentes familiares y medidas tempranas de habilidades u otras competencias. Su enfoque refuerza la idea de que los retornos estimados a la educación pueden estar sesgados si no se considera explícitamente la calidad del aprendizaje adquirido.

5 Además de la calidad de la educación, aproximada por los resultados predichos de las pruebas PISA desfasados al menos una década, incorporaron la esperanza de vida, el crecimiento demográfico, la formación bruta de capital como % del PIB, los gastos del gobierno, la apertura de la economía, así como el PIB rezagado.

Recientemente, Woessmann (2024) abordó la evolución y distribución de los ingresos en el mercado laboral desde una perspectiva multidimensional del capital humano. Clasifica las habilidades en tres dimensiones básicas: cognitivas (como matemática y lectura), de personalidad (como conciencia y locus de control⁶) y sociales (como liderazgo y trabajo en equipo), y subraya que todas ellas muestran asociaciones positivas y significativas con los ingresos laborales. Utiliza también la encuesta a adultos PIAAC junto a otras bases de datos y muestra que los retornos a las habilidades cognitivas, en particular las de matemática, son comparables o incluso superiores a los retornos a la escolaridad. Además, evidencia que estas habilidades también predicen ingresos más allá del nivel educativo alcanzado. Trabajos previos de Heckman et al. (2006b, 2012) habían advertido ya sobre la importancia de las habilidades no cognitivas en la trayectoria educativa, los ingresos y la conducta social.

Estos son algunos de los trabajos por los cuales en la literatura internacional ya existe un amplio consenso acerca de que medir el capital humano únicamente a través de los años de escolarización es una aproximación limitada. Estos estudios han demostrado que las diferencias en las habilidades medidas por pruebas estandarizadas —como PISA o IALS— están relacionadas con los resultados individuales en el mercado laboral y, consecuentemente, con la variación del crecimiento económico entre países.

Antecedentes para la Argentina

En el contexto específico de Argentina son varios los trabajos que han explorado la evolución de los retornos a la educación en dife-

⁶ El locus de control es un concepto de la psicología que se refiere a la creencia de una persona sobre qué tan responsables son los factores internos o externos de los eventos que ocurren en su vida. Heckman et al. (2006, 2012) encuentran que tiene efectos significativos sobre los ingresos y la escolaridad, incluso controlando por habilidades cognitivas.

rentes períodos y con distintos enfoques, desde la revisión de su dinámica temporal, la influencia de las crisis macroeconómicas en los mismos, su relación con la distribución del ingreso, hasta el testeado de hipótesis de credencialismo.

El trabajo de C. Adrogué (2010) es uno de los que examina el período más extenso, que va desde 1974 a 2002. Utilizando datos de la EPH, aunque solamente para la ciudad de Buenos Aires y el Gran Buenos Aires, analiza si al evaluar la inversión en educación se debería considerar solo el diferencial de ingresos o también los niveles de desempleo. Estima tasas internas de retorno para trabajadores entre 18 y 64 años, incorporando costos indirectos a partir de los estudiantes que no trabajan. Esta especificación es la que más se acerca a la tasa de retorno propuesta por Heckman (2006). Encuentra que los retornos a la educación son positivos y aumentan cuando se corrigen por el nivel de desempleo, que a mayor nivel educativo existe una menor tasa de desempleo y una mayor probabilidad de tener un trabajo y que los ingresos esperados (ajustados por la probabilidad de empleo) elevan la TIR, particularmente para los graduados universitarios hombres en la década de 1990.

Di Pietro y Pedace (2008) utilizan también los datos de la EPH, desde 1995 a 2003, pero para todos los conglomerados urbanos. Dados los problemas para arribar a estimaciones consistentes de la ecuación de Mincer con mínimos cuadrados ordinarios (MCO), los autores utilizan el método de dos etapas de Heckman (1979), que corrige el sesgo de selección muestral, y emplean la educación del cónyuge como instrumento para corregir la endogeneidad de los años de educación. A partir de esta última especificación, encuentran que los retornos a la educación disminuyeron entre 1996 y 1999, y luego aumentaron en el período 1999-2002, y que los cambios en la demanda relativa de personas más educadas son un factor clave para explicar las variaciones observadas en los retornos.

Con un enfoque y período muy similar, 1992-2002, Fiszbein, Giovagnoli y Patrinos (2007) estiman los retornos a la educación utilizando diversas técnicas: MCO como base y Heckman para co-

rrección por sesgo de selección muestral (específicamente para la participación femenina en la fuerza laboral). Estos autores suman un análisis de regresión por cuantiles para identificar diferencias en los retornos a lo largo de toda la distribución salarial, enfocándose en la desigualdad de ingresos dentro de los niveles educativos. Encuentran que los retornos crecen a lo largo de la década de 1990, son ligeramente más altos para mujeres tras corregir el sesgo (aunque siguen siendo menores que los de los hombres) y aumentan de manera creciente en los cuantiles superiores de la distribución salarial —el retorno en el percentil 90 es consistentemente más alto que en el percentil 10 para los hombres—.

Savanti y Patrinos (2005) y, más tarde, Patrinos y Savanti (2014), analizaron los retornos a la educación explorando la hipótesis de credencialismo. Es decir, si la educación realmente aumenta la productividad o si solo sirve como una señal para clasificar a los individuos en trabajos mejor remunerados. Sus hallazgos sugieren que, si bien podría haber alguna evidencia de credencialismo en ciertos niveles educativos, en general, el aumento en los retornos a la educación en Argentina se explica principalmente por el aumento en la productividad asociada a una mayor educación, especialmente en el nivel terciario.

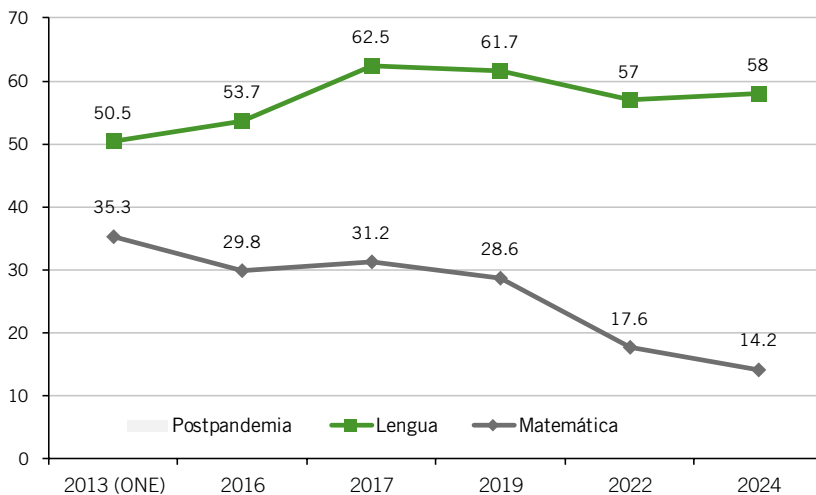
En este sentido, el trabajo de López Bóo (2010), si bien estaba orientado a una pregunta más macroeconómica, tampoco encuentra evidencia de credencialismo. La autora utiliza datos de la EPH para el período 1992-2003 para analizar el posible impacto de las crisis macroeconómicas en los retornos a la educación. El estudio concluye que: (i) tras la crisis de 2001, el alza de los retornos educativos se explica principalmente por la caída más rápida de los salarios de los menos educados (aumento de la convexidad); (ii) un mayor capital humano amortiguó mejor las crisis de 1995 y 2001; (iii) los impactos fueron distintos según ocupación (asalariados versus informales); y (iv) al analizar variables macroeconómicas, el PIB ejerce un efecto positivo pero regresivo —beneficia más a los de mayor nivel educativo—, mientras que el desempleo rezagado golpea sobre todo a los

menos educados. Todos resultados robustos a endogeneidad, la selección de la muestra, la especificación del modelo, los cambios en la forma funcional y la inclusión de efectos fijos del hogar.

Más recientemente, Alejo et al. (2024) analizan la relación entre educación y (des)igualdad para explicar los factores detrás de la “paradoja del progreso” —la existencia de una relación positiva entre el nivel educativo de las personas y la desigualdad de ingresos—. Se focalizan en dos características de la ecuación de Mincer: por un lado, la convexidad, que indica que los retornos salariales no solo crecen con la educación, sino que lo hacen a un ritmo cada vez mayor a medida que sube el nivel educativo; por otro lado, la heterogeneidad de los retornos, especialmente por la complementariedad entre la mayor habilidad natural y una mayor educación y, luego, mayores salarios. Usando datos para los años 1992, 1998, 2008 y 2015 de hombres entre 16 y 65 años, los autores encuentran que mientras en los años 90 la convexidad y la heterogeneidad aportaban por igual al efecto desigualador de la educación sobre los salarios, hacia el final del período la convexidad —reflejo de la escasez relativa de capital humano calificado y de la prima creciente a trabajadores más calificados— se volvió el factor dominante, en tanto la importancia de la heterogeneidad condicional (habilidades no observables) disminuyó.

Como puede observarse, el análisis de la prima salarial asociada a la educación ha sido previamente estudiado en la Argentina y desde diferentes ángulos. Sin embargo, ninguno de estos estudios profundizó en cómo la calidad del proceso educativo previo influye en los retornos que se obtienen. Esta cuestión es especialmente pertinente, dado que, pese a la cobertura casi universal de la educación obligatoria en Argentina, las pruebas nacionales e internacionales evidencian serias deficiencias en los aprendizajes básicos. El Gráfico 1 muestra la evolución, en la última década, de los aprendizajes en matemática y lengua. Cada línea representa el porcentaje de los estudiantes del último año de la secundaria con desempeños satisfactorios o avanzados en cada disciplina.

Gráfico 1. Estudiantes con resultado satisfactorio o avanzado en el último año de la secundaria (en %). Total país. Argentina



Fuente: elaboración propia sobre la base de Aprender (SE, 2025).

Bases de datos e información disponible

En la Argentina, la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) es el instrumento de medición más importante para la estimación periódica de los indicadores del mercado laboral, ingresos y condiciones de vida. El relevamiento apunta a hogares particulares e individuos residentes en los 32 aglomerados urbanos que cubre la muestra, que en conjunto representan más del 70% de la población urbana del país. Si bien se trata de un relevamiento continuo, la publicación de las estadísticas se realiza trimestralmente.

Por otro lado, el operativo de evaluación Aprender recaba información de aprendizajes de los estudiantes de primaria y secundaria de todo el país desde el año 2016, de manera censal. Estos operativos son llevados a cabo por la Secretaría de Educación de la Nación anualmente pero de manera alternada: para sexto grado de primaria, un año y, para el último año de la secundaria, el siguiente. Si bien los operativos de evaluación se implementaron en el país desde el año 1986, su metodología y resultados son comparables en el tiempo solo desde 2016⁷. Las disciplinas evaluadas son principalmente lengua y matemática, con una escala de referencia para los

⁷ El operativo ONE 2013 también es comparable pero en el agregado a nivel país, y solo para los puntajes. No incluye variables complementarias.

puntajes evaluados que fijó su media en 500, y un desvío estándar de 100⁸.

Como el objetivo de esta investigación es incorporar una medida de la calidad educativa a la estimación de los retornos a la educación, el universo de análisis se centrará en jóvenes entre 17 y 25 años, porque, como veremos más adelante, son las cohortes que fueron evaluadas por los operativos Aprender. En el Cuadro 1 se muestra la correspondencia entre la edad (filas) de los jóvenes encuestados por la EPH y el año en que su cohorte rindió el Operativo Aprender en 5°/6° año de secundaria (columnas). Por ejemplo, en 2024, los jóvenes de 19 años fueron evaluados por su paso en la secundaria en 2022, los de 22 años en 2019, y los de 24 y 25 años en 2017 y 2016 respectivamente. En cambio, los jóvenes que tenían 18, 20, 21 o 23 años en 2024 nunca fueron evaluados por Aprender. Sin embargo, sí hay jóvenes de esas edades en la muestra total, que fueron captados por otras ondas de la EPH y por otros operativos de evaluación.

8 Los operativos Aprender se basan en test referidos a criterios (TRC), que comparan el desempeño de los estudiantes respecto a los núcleos de aprendizajes prioritarios (NAP). Los resultados se procesan mediante la teoría de respuesta al ítem (TRI), por lo que los sucesivos operativos comparten, para cada disciplina, un conjunto de ítems en común, denominados bloques de anclaje. Los niveles de desempeño y sus respectivos puntos de corte se definieron a través de talleres federales Bookmark, estos son los mismos para todos los operativos de Aprender y permiten su comparación en el tiempo (SEIE, 2016 y 2018).

Cuadro 1. Correspondencia entre año calendario, edad y Operativo Aprender

		Años de los Operativos Aprender Secundaria 12° año								
		2024	2023	2022	2021	2020	2019	2018	2017	2016
		Edad (años)								
Año Calendario (EPH)	2024	17	18	19	20	21	22	23	24	25
	2023		17	18	19	20	21	22	23	24
	2022			17	18	19	20	21	22	23
	2021				17	18	19	20	21	22
	2020					17	18	19	20	21
	2019						17	18	19	20
	2018							17	18	19
	2017								17	18
	2016									17

Fuente: elaboración propia. En negrita se destacan los años en que se llevó a cabo Aprender.

Por otro lado, para asegurar una correspondencia geográfica precisa entre los datos de Aprender y los aglomerados definidos en la EPH, se realizó un pedido especial a la Secretaría de Educación de la Nación, con el que se obtuvo el listado anonimizado de escuelas pero con su ubicación por ciudad y municipio, lo que permite mapear los puntajes de Aprender en los mismos ámbitos territoriales que utiliza la EPH.

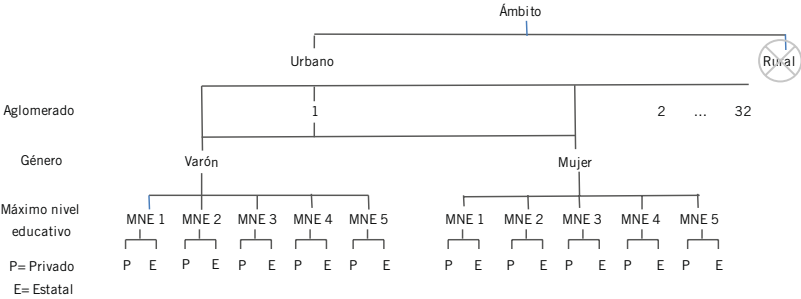
Una vez seleccionadas las bases de la EPH del período 2016-2024, se mantuvieron solamente los hogares con jóvenes entre 17 y 25 años para optimizar el procesamiento de las mismas y se retuvo la información del joven una única vez, tomando su última aparición registrada en la encuesta.

Dada la confidencialidad de ambas encuestas, no es posible asignar nivel de aprendizajes individualmente. Sin embargo, y para dar mayor variabilidad y especificidad a los aprendizajes, se construyó una medida contextual desagregada geográficamente en las bases de

Aprender. Como primer paso, se limitaron las respuestas a las provenientes de zonas urbanas. Se calcularon los aprendizajes medios no solo para cada aglomerado sino distinguiendo además por sexo, máximo nivel educativo de los padres y sector de gestión escolar (privado o estatal), tal como se ilustra en la Figura 1.

A partir de estas cuatro variables y su coincidencia con las características de los jóvenes de la EPH, se le asignó el nivel de aprendizaje de su grupo, teniendo en cuenta a la vez la correspondencia entre edad, año de la EPH y cohorte evaluada en Aprender (según el detalle del Cuadro 1). En caso de que algunas de estas variables tuvieran datos faltantes en la EPH, se les asignaba el promedio del grupo inmediato superior. Este procedimiento permite asignar un puntaje de aprendizaje contextualizado para cada joven, alineado con su grupo socioeducativo, y garantiza la máxima especificidad posible dentro de las restricciones de los datos.

Figura 1. Asignación de aprendizajes por grupos socioeducativos



Fuente: elaboración propia.

Es decir, esta medida de calidad educativa corresponde a promedios contextuales desagregados y no se interpreta como una característica individual del joven. Esto evita incurrir en la denominada *falacia ecológica*, ya que no se infiere aprendizaje individual a partir de datos agregados, sino que se utiliza esta variable para aproximar el entorno educativo que condicionó la acumulación de habilidades

cognitivas durante la etapa escolar. Esta variable no solo resume la eficacia (o ineficacia) del sistema educativo de cada aglomerado, sino que también incorpora la heterogeneidad de los restantes factores mencionados.

Estrategias de identificación

Teniendo en cuenta que el objetivo central del presente trabajo es estimar los retornos a la educación ajustados por calidad educativa apuntando a mitigar los sesgos clásicos de causalidad inversa, medición, selección laboral y habilidad natural, la estrategia de identificación combina elementos del enfoque estructural de Mincer con correcciones que surgieron en los desarrollos posteriores en la literatura, especialmente aquellos que subrayan la importancia de la calidad del aprendizaje y la asignación exógena de habilidades cognitivas contextuales (Hanushek et al., 2006, 2008, 2012; Hampf et al., 2017).

Por un lado, como se adelantó más arriba, se asigna a cada joven un puntaje de calidad educativa —medido por los aprendizajes en matemática (luego lengua)— correspondiente al promedio de su cohorte en el año en que finalizó la secundaria, con la desagregación por ciudad, sexo, nivel educativo parental y sector de gestión (privada o pública). Esta medida, que proviene del operativo Aprender, precede cronológicamente al ingreso laboral, por lo que no puede estar influenciada por los ingresos actuales, lo que evita problemas de causalidad inversa. A su vez, el foco en cohortes jóvenes (17 a 25 años) reduce la exposición a decisiones educativas de largo plazo condicionadas por trayectorias laborales o grandes cambios de co-

yuntura económica, y permite centrar el análisis en una etapa cercana a la transición entre educación y empleo.

Por un lado, para verificar la existencia o no del sesgo de selección laboral, una de las especificaciones plantea la estimación de un modelo con corrección de Heckman (1979). Por otro lado, para atender a la crítica de Heckman, Lochner y Todd (2006) acerca de la naturaleza secuencial de las trayectorias educativas, se postularán especificaciones que incorporan variables del nivel educativo final alcanzado por los jóvenes. Esto permite distinguir entre tramos del sistema educativo y analizar si existen diferencias en los retornos asociados a completar formalmente determinados niveles, más allá de los años acumulados. En este sentido, si bien no es el objetivo principal de esta investigación, se explora si esos efectos pueden responder a mecanismos de señalización en el mercado laboral, mediante interacciones entre calidad educativa y nivel educativo alcanzado.

Siguiendo la estrategia de López Bóo (2010), se investigará la posibilidad de corregir el sesgo por habilidad no observada incorporando efectos fijos por familia. Las observaciones repetidas sobre una misma familia permiten controlar por factores compartidos entre hermanos, con un efecto similar a tener más de una observación por individuo. Al absorber esta heterogeneidad común, se reduciría la correlación entre escolaridad y el término de error en la ecuación de ingresos, lo que podría mejorar la consistencia de las estimaciones de los retornos educativos. Otra alternativa más simple, en esta misma dirección, es incluir el máximo nivel educativo de los padres para controlar por los determinantes no observados que inciden en la acumulación de capital humano, tales como capital cultural, expectativas familiares o acceso diferencial a oportunidades educativas⁹.

⁹ Esta variable educativa sí es específica de la familia de pertenencia del joven, mientras que la que forma parte de la variable contextual asigna el promedio general de dicha cohorte.

Asimismo, persiste la preocupación por la variabilidad no observada en la habilidad innata de los jóvenes. Aunque la investigación incorpora una medida de aprendizajes que se asigna a cada individuo a partir de varias de sus características, dicha métrica sigue siendo contextual, pues capta el rendimiento promedio de su grupo de referencia y no la habilidad propia de cada joven. Se exploró la posibilidad de corregir este sesgo mediante variables instrumentales, pero la estrategia se descartó por dos motivos. Primero, instrumentar la medida contextual con indicadores de inversión educativa histórica —factible para la Argentina y una estrategia ya usada en la literatura (Jackson et al., 2016)— entraría en contradicción con el argumento que sustenta justamente su carácter contextual: al tratarla como si reflejara la habilidad individual del estudiante, se reintroduciría el riesgo de falacia ecológica y no se eliminaría el sesgo por variable omitida. Segundo, la evidencia muestra que el nivel y la composición de los recursos provinciales —en particular, la proporción de transferencias nacionales— están significativamente correlacionados con la eficiencia del gasto educativo (Templado et al., 2025). Esto implica que las decisiones de inversión pasada no son exógenas: reflejan restricciones fiscales, capacidades administrativas y prioridades productivas que también inciden directamente en los ingresos laborales actuales, lo que violaría el supuesto de exclusión exigido para un instrumento válido.

Por último, se utilizarán los aprendizajes de matemática como primera opción para aproximar la calidad a la que estuvo expuesta la cohorte. Esta decisión se toma por dos razones: por un lado, varias investigaciones muestran que las habilidades en matemática son mejores predictores de los ingresos que las de lectura —Woessmann (2024) hace una muy buena revisión de la bibliografía pertinente—; y, por otro lado, el auge tecnológico ha elevado los retornos a las competencias cuantitativas (OCDE, 2024b), lo que es muy relevante para el período bajo análisis. De todas formas, las capacidades de lectura y escritura continúan siendo fundamentales. Por este motivo, se contrastarán los resultados de las métricas con ambas disciplinas para

tener un diagnóstico más completo y analizar diferencias derivadas de medir solo una dimensión del aprendizaje general de las cohortes.

En resumen, con el planteo de las distintas especificaciones se busca abordar los sesgos potenciales debido a errores de medición, selección laboral, causalidad inversa y variables omitidas, lo que permite avanzar en una aproximación más robusta del vínculo entre educación (en cantidad y calidad) e ingresos laborales. Si bien el coeficiente de los años acumulados no representa una tasa de retorno marginal *ex ante*, sino una correlación *ex post* entre años de estudio e ingresos, al igual que numerosos autores, en lo que sigue del texto se mantendrá el término retornos educativos, entendiéndolo en un sentido reducido, sobre todo por su utilidad para comparaciones con otros trabajos similares y como una definición más amplia y operativa, además de su fuerza comunicacional.

Planteo del modelo y sus distintas especificaciones

Como modelo base se estimará un modelo de Mincer clásico, al que se le añadirán efectos fijos por aglomerado y año para controlar por *shocks* locales y temporales no observables.

$$y_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 A_{ijt} + \beta_3 E_{ijt} + P_j + T_t + \varepsilon_{ijt} \quad \text{Ec. (1)}$$

Donde y_{ijt} es el logaritmo del ingreso laboral horario del joven i , del aglomerado j en el año t ; A_{ijt} son los años de educación formal del joven; E_{ijt} es su experiencia laboral potencial¹⁰ (y su cuadrado); P_j son efectos fijos por aglomerado; T_t son los efectos fijos por año (2016-2024); ε_{ijt} es el término de error que se asume con media cero y $\text{cov}[\varepsilon_{ijt}, (A_{ijt}, E_{ijt})] = 0$.

Los efectos fijos por aglomerado (P_j) permiten que las estimaciones reflejen variaciones dentro de cada área geográfica a lo largo del tiempo, en lugar de comparar diferencias estructurales preexistentes entre ciudades (por ejemplo, tamaño del mercado laboral, historia educativa o situación socioeconómica local) que anteceden a la medición de la calidad educativa. Los efectos fijos por *año* calendario (T_t) se incluyen con el fin de absorber cualquier crisis o tendencia a

10 Se la denomina potencial porque se la calcula a partir de la edad y los años de educación declarados.

nivel nacional que afecte simultáneamente a todos los aglomerados en un período determinado —tales como cambios macroeconómicos, reformas educativas de alcance federal o regulaciones laborales—. De este modo, los coeficientes de interés se identifican a partir de la variación relativa entre aglomerados en un mismo año y de la evolución dentro de cada aglomerado a lo largo del panel, descontando factores comunes a todas.

A partir de este modelo base, y retomando especialmente el enfoque de Hampf et al. (2017), que al igual que otros autores sostienen que los retornos a la educación deben analizarse distinguiendo entre la cantidad de años de escolaridad y la calidad del aprendizaje efectivamente adquirido, se postularán varias especificaciones para incorporar las estrategias de identificación planteadas en la sección anterior.

El siguiente modelo incorpora una medida de las habilidades cognitivas de la cohorte del joven, así como varias interacciones que permiten identificar heterogeneidad en los retornos entre distintos grupos:

$$y_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 A_{ijt} + \beta_2 C_{ijt} + \beta_3 E_{ijt} + \gamma_{12} A_{ijt} C_{ijt} + \delta_1 A_{ijt} C_{ijt} P_j + \gamma_{13} C_{ijt} P_j + A_{ijt} P_j + P_j + T_t + \theta X_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad \text{Ec. (2)}$$

Esta especificación suma el puntaje en matemática del grupo característico del joven al momento de su egreso de la secundaria, denotado como C_{ijt} , el apóstrofo sobre el subíndice i indica que se trata de una medida resumen asignada individualmente. Se postulan interacciones para capturar distintos niveles de heterogeneidad, en particular la interacción entre los años de escolaridad del joven y el promedio de habilidades cognitivas de su grupo característico que examina variaciones de calidad a misma cantidad de años escolares, mientras que la interacción triple, con los aglomerados, busca que sea posible distinguir patrones distintos dependiendo el lugar de pertenencia.

La matriz X_{ijt} representa las restantes variables de control: sexo, nivel de ingresos del resto de la familia (en logaritmo), si en la familia se recibe alguna transferencia del Estado, si el joven es jefe del hogar, y la terminalidad del nivel educativo, que interactúa con los años de educación y la calidad educativa, con las que se busca capturar no linealidades en los efectos principales vinculados a la terminalidad y posibles mecanismos de señalización educativa en el mercado laboral. La variable que indica si se reciben *transferencias del Estado* apunta a los restantes miembros de la familia y refleja condiciones socioeconómicas de su entorno cercano y posible contexto de pobreza que pueden ser consideradas como dadas para la trayectoria vital y escolar del joven. Mientras que los *ingresos del resto del hogar* ya excluyen al joven, por lo que también podrían tratarse como recursos familiares preexistentes. Con la condición de jefe de hogar a edad temprana se quiere captar una mayor presión económica individual, asociada a incentivos más fuertes para trabajar más horas o acceder a empleos mejor remunerados. En el Anexo se presenta la definición explícita de las variables.

La siguiente especificación postula la corrección de Heckman (1979) para aislar el sesgo de selección. En una primera etapa se modela la probabilidad de la participación laboral para toda la muestra de jóvenes con la Ec. (3.1).

$$W_{ijt}^* = \mu_1 Z_{ijt} + u_{ijt} \quad \text{Ec. (3.1)}$$

Donde W_{ijt}^* es una variable latente que indica la propensión de una persona a entrar al mercado laboral; el vector de variables Z_{ijt} contiene características individuales que influyen la probabilidad de participación; u_{ijt} es un término de error aleatorio; no se observa directamente sino una variable W_{ijt} que toma el valor 1 si $W_{ijt}^* > 0$ o el valor cero si $W_{ijt}^* \leq 0$. De la estimación de la Ec. (3.1) surge el denominado ratio de Mills, que se incluye como una variable adicional en la estimación.

$$y_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 A_{ijt} + \beta_2 C_{ijt} + \beta_3 E_{ijt} + \gamma_{12} A_{ijt} C_{ijt} + \dots + \beta_4 \lambda_{ijt} + \varepsilon_{ijt}$$

Ec. (3.2)

Donde $\lambda_{ijt} = \frac{\phi(\mu_1 z_{ijt})}{\Phi(\mu_1 z_{ijt})}$, donde $\phi(\cdot)$ y $\Phi(\cdot)$ son las funciones de densidad y acumulada de una distribución normal respectivamente.

Por otro lado, Ec. (4) incorpora el efecto fijo a nivel de familia $-F_i$ para eliminar la potencial endogeneidad de la habilidad natural.

$$y_{ijt} = \beta_0 + \dots + P_j + T_t + F_i + \varepsilon_{ijt} \quad \text{Ec. (4)}$$

En especificaciones posteriores se incluirá el máximo nivel educativo alcanzado por los padres como otra medida que busca aislar el componente de habilidad natural del joven del de los años de educación.

Los efectos marginales de los años de educación y la calidad educativa son los parámetros de interés en cada una de las formulaciones planteadas. La presencia de interacciones permite un análisis más rico de las heterogeneidades. En el apartado A. 3 del Anexo se derivan las formulaciones de los dos efectos principales.

La medida de calidad escolar contextual se estandarizó (media 0 y desvío 1 en toda la muestra) para facilitar la interpretación de los coeficientes y la comparación entre especificaciones, sin perder la variabilidad estructural entre aglomerados ni entre cohortes. La estandarización global conserva la información sobre diferencias espaciales y temporales, aunque transforma la métrica en unidades relativas. Esto implica que el coeficiente estimado representa el efecto de un desvío estándar adicional en calidad, más que un cambio en unidades absolutas de aprendizaje.

Resultados

Estimación base

Los resultados de la Tabla 1 muestran cómo se modifica el coeficiente asociado a los años de educación al incluir los efectos fijos por aglomerado y por años a la formulación más simple de la ecuación de Mincer. Se observa que si bien la estimación es significativa en todos los casos, la magnitud de la misma sube considerablemente al incorporar los efectos fijos por ciudades, lo que permite inferir que se aísla mejor el estimador del coeficiente de interés, al identificar variación específica de cada aglomerado.

Tabla 1. Estimación de ecuación de Mincer clásica. Sin covariables. Con y sin efectos fijos por aglomerados y por años

	Efectos marginales			
	Ecuación de Mincer			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Años estudio	0.0527*** (0.00642)	0.0445*** (0.0047)	0.0868*** (0.00478)	0.0893*** (0.00283)
Experiencia laboral	0.00593 (0.00636)	0.00773** (0.00352)	0.0489*** (0.00358)	0.0498*** (0.00319)
EF aglomerados	No	Sí	Sí	Sí
EF año calendario	No	No	Sí	Sí
Interacción aglo#Años estudio	No	No	No	Sí
N	8219	8219	8219	8219
N ponderado	6381958	6381958	6381958	6381958
R2-aj	0.0398	0.104	0.124	0.126

Errores estándares de matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados. * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Fuente: elaboración propia.

La columna (4) incorpora la interacción con los aglomerados para captar heterogeneidades, si bien el efecto marginal promedio se modifica levemente, sí se reducen mucho los errores estándares, con lo cual mejora la precisión de la estimación. Parte de la varianza que antes quedaba en el término de error es absorbida por las pendientes específicas de cada aglomerado, lo que disminuye la varianza residual asociada al efecto medio.

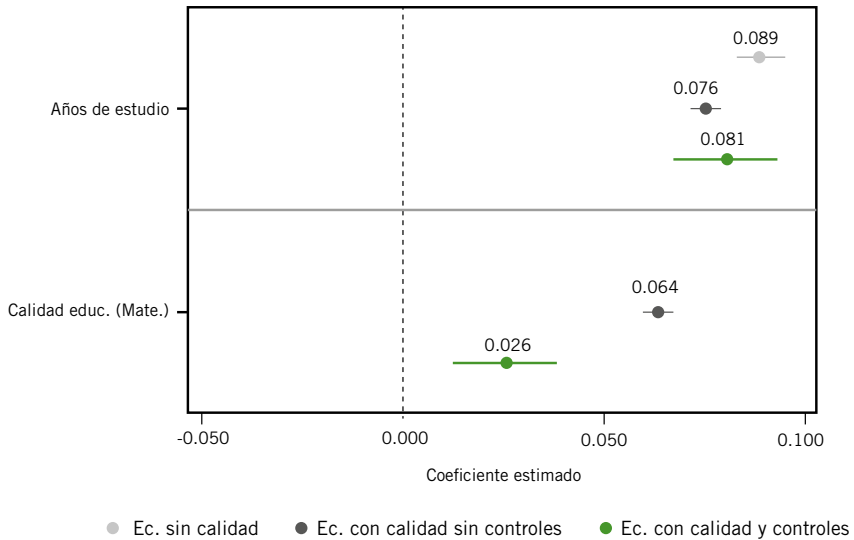
Inclusión de la calidad de la cohorte

Tomando como base el modelo de la columna (4) de la Tabla 1, pasamos a la especificación planteada en la Ec (2), sumando la medida de calidad educativa de dicha cohorte. En esta primera etapa se tomarán los resultados de matemática y sobre el final de la sección se contrastarán con los de lengua.

El Gráfico 2 compara la estimación de tres especificaciones: en gris claro, la correspondiente a un modelo de Mincer clásico sin otros controles que los efectos fijos por aglomerados y años (col (4) - Tabla 1); en gris oscuro, la que suma la métrica de calidad y sus interacciones; y en verde, la que incorpora todas las variables control ya definidas.

Se observa que al incorporar la medida de la calidad de los aprendizajes, el parámetro asociado a los años de estudio acumulados sigue siendo positivo y significativo para explicar el ingreso laboral de los jóvenes (punto gris oscuro). En esta instancia, sin más controles que la experiencia laboral, los dos efectos de interés tienen magnitudes importantes: 7.6% y 6.4%. Esto es, que en promedio, por cada año adicional de educación el salario horario del joven sube 7.6% (todo lo demás constante), mientras que el aumento de un desvío estándar en la métrica de calidad aumenta en 6.4% el ingreso del joven (todo lo demás constante).

Gráfico 2. Efectos marginales estimados



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (1), Ec. (2) y Tabla A 1 del Anexo. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

Los puntos verdes del gráfico muestran cómo se ven afectadas las estimaciones de las dos variables principales al incorporar las restantes variables control al modelo: sexo, nivel de ingresos de resto de la familia (en logaritmo), si el joven es jefe del hogar, si en la familia se recibe alguna transferencia del Estado y la terminalidad del nivel educativo, que interactúa con los años de educación y la calidad contextual¹¹. Se observa que el retorno a los años de educación se

11 En versiones preliminares se consideró también una variable indicadora de si el joven realizaba aportes previsionales, como aproximación a la inserción laboral formal. Sin embargo, dado que esta condición puede ser uno de los canales a través de los cuales parte del efecto de los años y la calidad de la educación se traduce en mayores salarios —los trabajos formales suelen ser mejor pagos y, a la vez, personas con más años de estudio tienen mayor probabilidad de entrar al mercado formal (La Porta y Shleifer, 2014; Tornarolli et al., 2014; Quiroga-Martínez, 2021)—, se optó por excluirla de la especificación principal.

mantiene muy estable con la incorporación de estas variables, pero el coeficiente asociado a la calidad educativa de la cohorte se reduce de manera importante.

La incorporación del género del joven es la covariable que más afecta a la baja la estimación del retorno a la calidad —Tabla A 1 del Anexo—. Aun cuando dicha medida está desagregada por sexo —cada joven recibe el puntaje correspondiente a su propio grupo sexo-específico por cohorte—, esta caída refleja que hay componentes de la brecha salarial de género que antes eran capturados por la métrica de calidad y ahora, al incluir la variable específica, quedan identificados por separado; dentro de cada grupo, la variación en calidad es más homogénea y la correlación con el salario, más acotada. Estos resultados son consistentes con la existencia de diferencias de género vinculadas tanto al desempeño educativo como a la inserción laboral: las mujeres se orientan, en promedio, hacia ocupaciones y campos de estudio más sociales o de servicios, menos intensivos en habilidades matemáticas y, en general, con menores salarios iniciales (Martinot et al., 2025; Templado et al., 2024; Breda et al., 2023).

En términos generales, el efecto marginal de la calidad sobre los salarios se reduce de forma más progresiva con la inclusión de los controles, si bien se mantiene positivo y significativo. Siendo que varios de estos controles son proxys de recursos tanto materiales como sociales y culturales que, desde el famoso informe de Coleman (1966), se reconocen como determinantes de los aprendizajes, es esperable que al incluirlos, parte de la variación inicialmente atribuida a la calidad se redistribuya y el parámetro se ajuste.

Análisis de selección muestral

Antes de presentar los resultados, conviene recordar qué aporta la corrección de Heckman. Cuando solo se observan los salarios de quienes efectivamente trabajan, la muestra puede estar sesgada si la decisión de participar en el mercado laboral está relaciona-

da con atributos no observados que también influyen en el salario. El procedimiento de Heckman aborda este problema en dos etapas: (i) modela la probabilidad de empleo con un modelo *probit* que incluye variables exclusivas de la decisión de trabajar; y (ii) incorpora en la ecuación de salarios un factor llamado *razón de Mills inversa*, que resume qué tan atípico es cada individuo observado respecto al conjunto completo. Este término ajusta la estimación para que los coeficientes reflejen la población completa y no solo el subconjunto ocupado, lo cual corrige de ese modo el posible sesgo de selección.

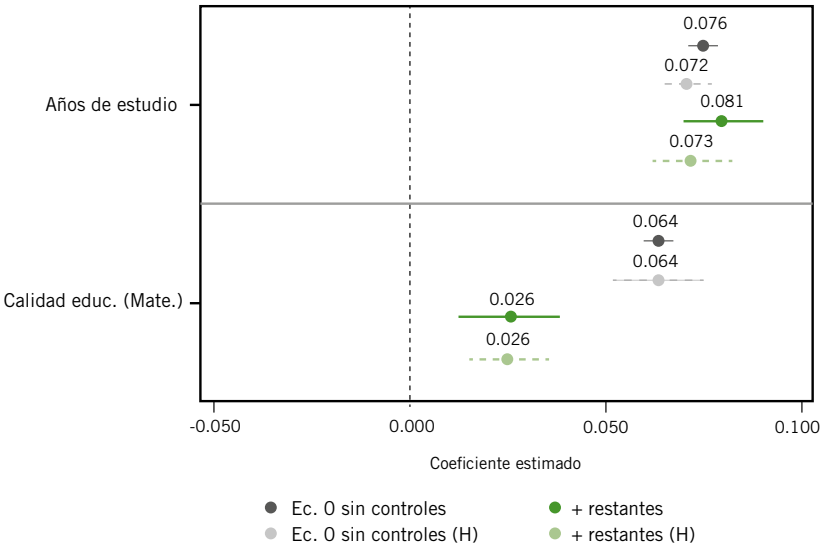
Entonces, para evaluar este potencial sesgo de selección se estima el modelo descrito en la sección anterior (Ec. 3.2). Inicialmente se postularon distintas variables de exclusión para la ecuación de selección, como el tipo de cobertura médica¹², la percepción directa de transferencias del Estado por parte del joven y su condición de estudiante. Sin embargo, al revisar los criterios acerca de la relevancia de las variables para predecir la probabilidad de trabajar y su validez, las pruebas realizadas mostraron que, si bien todas eran relevantes, también resultaban significativas en la ecuación de ingresos, es decir, pierden validez de exclusión, salvo una. La única que pasó simultáneamente ambos test fue la condición de estudiante, que explica la decisión de participar en el mercado laboral en esta etapa, y no presenta evidencia de incidir directamente en el salario una vez condicionado por el resto de los controles (Tabla A 2 del Anexo). Por esa razón, el modelo Heckman que se reporta utiliza solo *estudiante* como variable excluida (y sexo como control común en ambas ecuaciones).

En la primera formulación, sin controles, no aparece evidencia de sesgo de selección. Sin embargo, a partir de la inclusión de los dis-

¹² Esta variable se incluyó teniendo en cuenta estudios previos que encontraron que el acceso a una cobertura de salud influye en las decisiones respecto a la entrada al mercado laboral, ya sea formal o informal, pero no en los salarios (Azua y Marinescu, 2013). Y en el caso específico de esta investigación, donde el objeto de estudio son jóvenes, podía captar también factores estructurales del hogar, como el tipo de inserción laboral de los padres, pero no necesariamente en el ingreso del joven.

tintos controles, el estadístico rho — que muestra la correlación entre los errores de las dos ecuaciones (ingresos y trabajo)— es estadísticamente diferente de cero e indica la no independencia de ambas ecuaciones, lo cual muestra evidencia de sesgo de selección (Tabla A 3 del Anexo).

Gráfico 3. Comparación de los efectos marginales según las estimaciones con MCO y Heckman



Fuente: elaboración propia. A partir de especificaciones Ec. (2) y Ec. (3.2) y de las tablas A1 y A3 del Anexo. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

El Gráfico 3 compara las estimaciones por MCO y las obtenidas tras la corrección de Heckman —los puntos en tonos más oscuros son los de MCO, y los más claros, Heckman—. Los coeficientes principales, años de educación y calidad, se mantienen estables y significativos en todas las especificaciones. El retorno a la calidad educativa es prácticamente igual al de MCO, mientras que el de años de educación

es un poco menor¹³. De acuerdo con estas estimaciones, cada año de estudio adicional se asocia a un aumento de entre 7.2% y 7.3% del salario horario, mientras que el aumento de un desvío estándar en la calidad educativa, medida según los aprendizajes de matemática de la cohorte, se asocia a aumentos de entre 2.6% y 6.4% del salario horario.

Inclusión de efectos fijos por familia

En este apartado se analizará si es posible corregir la potencial endogeneidad, vía habilidad natural, que podría sesgar la relación entre escolaridad e ingresos. Para ello se estima el modelo planteado en la Ec. (4), donde se incorpora el efecto fijo a nivel de familia $-F_i$. Con el objetivo de contrastar su incidencia sobre las estimaciones, primero se incorporan los efectos fijos familiares (EFF) al modelo original sin otros controles (columnas 1 y 2 de la Tabla A 4 del Anexo), y luego se suman las restantes covariables.

Tanto el coeficiente de años de estudio como el de calidad caen en magnitud y pierden significatividad. Cuando se incorporan las variables de control (col. 3 y 4), los resultados se repiten. Al sumar los EFF, cae la magnitud de los efectos y las estimaciones pierden precisión. Esta dinámica está relacionada con la pérdida de variación informativa dentro del hogar¹⁴ y es un resultado que ya ha sido documentado

13 Esto tiene sentido porque en el modelo de Heckman la probabilidad de participación laboral se modela con la condición de estudiante, que tienen menor probabilidad de trabajar y, cuando lo hacen, tienden a ocupar puestos de menor remuneración. El modelo infiere que sus ingresos potenciales —en caso de trabajar— también serían bajos. Como resultado, el retorno estimado a la educación bajo este enfoque es menor, ya que representa el efecto sobre el ingreso esperado de toda la población joven, y no solo de quienes ya están empleados.

14 Al introducir el efecto fijo familiar, el modelo deja de comparar familias entre sí y contrasta las diferencias entre hermanos dentro de cada hogar. La variación para la estimación proviene únicamente de las diferencias entre hermanos (por ejemplo, que uno haya hecho un año más de escuela que el otro). Es decir, la significatividad baja porque al comparar solo dentro de las familias, queda menos variación (y más ruido) para identificar el retorno a los años de educación.

en la bibliografía¹⁵, conocido como *atenuación por error de medición*. Pischke (2018) deriva el *panel attenuation factor*, donde demuestra paso a paso que cuando la correlación entre hermanos es alta, esto impacta directamente en los errores estándares y los amplifica.

Por otro lado, al estimar solo con la submuestra de hermanos ocupados (col. 5), los parámetros de interés y sus errores estándares son similares a los de la col. 4, lo que sugiere que la caída de precisión no proviene necesariamente del recorte de la muestra, sino del mecanismo de efectos fijos familiares.

Angrist y Pischke (2009) recomiendan el uso de variables instrumentales ante este tipo de problemas, pero en este caso no se cuenta con buenas candidatas entre los datos disponibles. Por lo tanto, si bien este análisis estaba orientado a controlar el sesgo por habilidad, dada la fuerte atenuación por error de medición, se incluyen los resultados solo a título informativo.

La única alternativa disponible en esta instancia es evaluar si incorporando el nivel educativo de los padres se logra aislar mejor las variables de interés, para controlar por no observables relacionados con el capital cultural, la educación no formal y algún canal de herencia genética de las habilidades familiares. Esta estrategia conlleva una reducción del 16%¹⁶ en la muestra, porque solo mantiene a aquellos jóvenes que conviven con sus padres, que son a quienes se les puede recabar información educativa en la EPH.

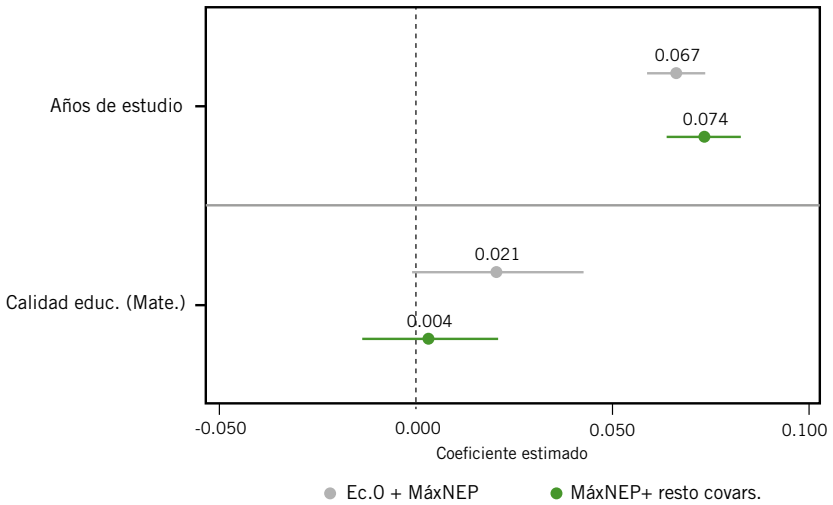
El Gráfico 4 muestra cómo varía la estimación de los dos efectos principales al incluir el máximo nivel educativo alcanzado por los padres. Se exponen dos especificaciones: (i) sin otros controles y (ii) incluyendo los restantes controles. Se observa que en ambos casos, el retorno a los años de educación se mantiene en magnitud y significatividad, pero la estimación del efecto marginal de la calidad

¹⁵ Bound & Solon (1999) muestran que el sesgo por error de medición se magnifica en estimadores de diferencias entre hermanos, lo cual provoca coeficientes menores y errores estándares más altos. Ashenfelter & Krueger (1994), usando gemelos, documentan retornos a la educación mucho más bajos y menos precisos que en OLS, precisamente por esa atenuación.

¹⁶ Se reduce un 34% en términos absolutos, pero representa un 16% al afectarlo por los ponderadores muestrales.

contextual se hace cero y aumenta mucho su error estándar: pierde precisión, en una dinámica similar a lo que sucedía con los EFF.

Gráfico 4. Efectos marginales de años de estudio y calidad. Inclusión del máximo nivel educativo de los padres



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (4) y Tabla A 5 del Anexo. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

En términos de datos, con los efectos fijos de año calendario y aglomerado se comparan jóvenes que son de la misma cohorte y viven en el mismo mercado laboral, difieren en años de educación acumulados y en el puntaje de matemática de su cohorte. Pero al incorporar el nivel educativo parental, se comparan jóvenes similares en esta variable también. Así, la variación en la calidad escolar, una vez descontadas las diferencias familiares, no alcanza a estimar un efecto que sea estadísticamente diferente de cero.

Es decir, la variación que captaba la calidad, que son promedios de aprendizajes, se pierde al incorporar el nivel educativo de los pa-

dres, lo que está muy en línea con numerosa literatura previa acerca de la importancia de dicha variable en el desempeño educativo de los hijos y de sus decisiones de estudio futuras (SE, 2025). En el apartado siguiente se volverá sobre esta variable y su importancia al analizar la heterogeneidad de los resultados.

Análisis de heterogeneidades

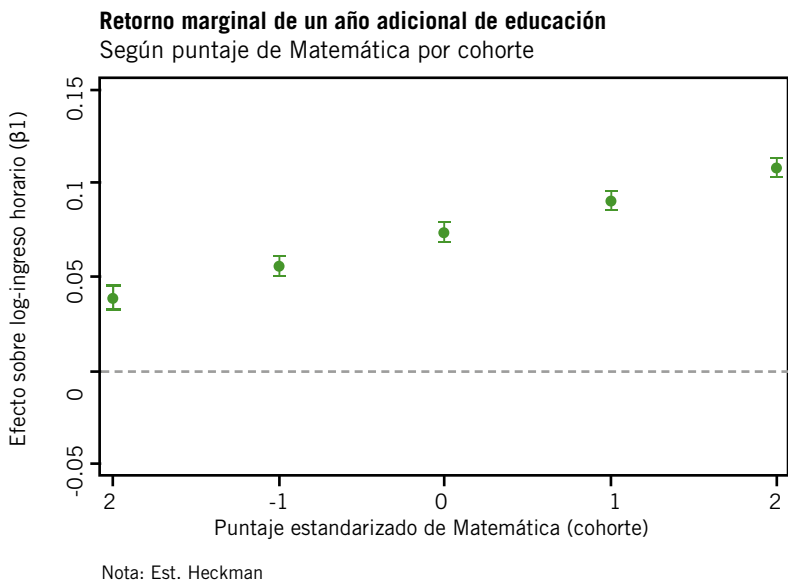
Tomando como base la versión resultante de la Ec. (3.2) con corrección por selección muestral de Heckman, en esta sección no solo se realizará el análisis de heterogeneidades, sino que también se revisará si la inclusión/exclusión de determinados controles ofrece pistas sobre los mecanismos que pueden estar detrás de la relación entre años de educación e ingresos y en el papel de la calidad educativa en dicha asociación. El Gráfico 5 y el Gráfico 6 comparan los retornos marginales por cada año adicional de educación, a medida que cambia la calidad educativa de la cohorte de pertenencia del joven. La diferencia entre ambos gráficos es la inclusión o no de la terminalidad de cada ciclo lectivo al modelo.

En el Gráfico 5 (sin incluir terminalidad), el efecto marginal pasa de 3.9% a 10.9%. Es decir, que en promedio, a nivel país, cuando los aprendizajes son muy bajos (dos desviaciones estándar menos de su media), cada año adicional se asocia a un aumento de 4% del salario horario. Mientras que cuando la calidad educativa que acompañó a la cohorte es alta (+2 DE), cada año adicional de educación se traduce en un aumento de 11% del salario horario, es decir, el retorno de un año escolar casi se triplica.

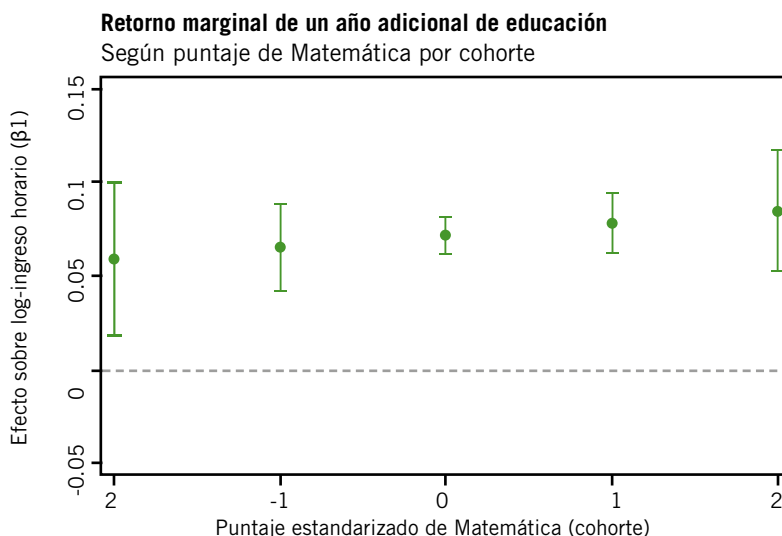
Esos retornos marginales superponen los efectos de años de educación y terminalidad o graduación, al controlar explícitamente por el nivel educativo alcanzado y por sus interacciones, la ganancia que venía del lado de la calidad se reduce (Gráfico 6). Si bien se observa una baja en la precisión de las estimaciones, que pueden deberse a

un incremento de la colinealidad con los años de educación, la significatividad estadística se mantiene en todo el rango de calidad evaluado. Esto parece indicar que una vez obtenido un título, hay menos diferencia para el mercado de trabajo sobre cuál fue la calidad de la educación recibida, resultado que está en línea con la hipótesis credencialista.

Gráfico 5. Sin incluir nivel educativo finalizado del joven



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 2. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlacion intra cluster en aglomerados.

Gráfico 6. Incluyendo nivel educativo finalizado del joven

Nota: Est. Heckman

Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 2. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

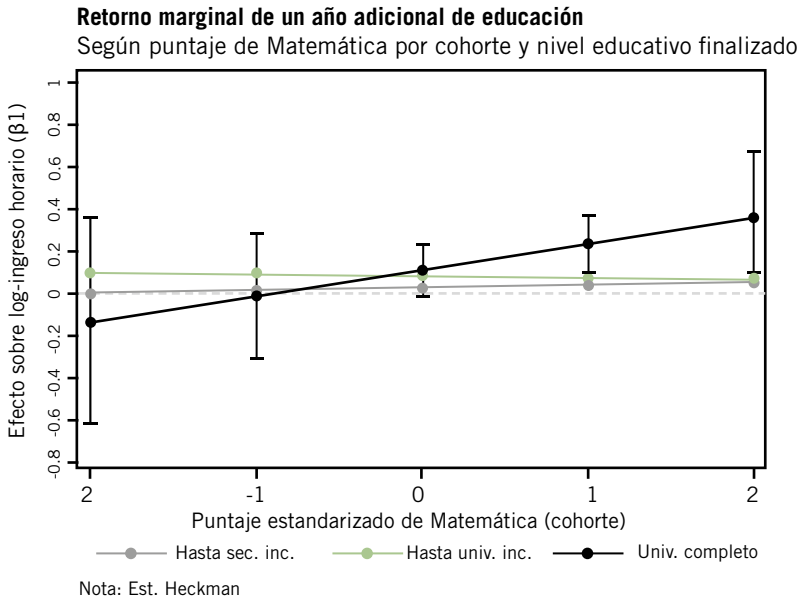
Según esta hipótesis, el mercado laboral no solo remunera la acumulación de habilidades, sino también la señal que emite un título educativo acerca de la productividad esperada del trabajador. En este caso, cuando se controla por la terminalidad —es decir, se hace explícita esa señal—, la pendiente del retorno ligada a la calidad de la cohorte sigue siendo positiva pero se atenúa e insinúa que parte de la prima salarial atribuida a contextos escolares de mayor rendimiento se transmitiría a través del valor que los empleadores asignan al certificado educativo.

Para ahondar en el análisis, se computa cómo cambian estos efectos marginales para cada nivel educativo terminado. El Gráfico 7 sugiere que para los graduados universitarios, la acumulación de capital humano se ve complementada con la calidad de la educación recibida durante su trayectoria obligatoria (línea negra). El retorno marginal de un año adicional aumenta de 0 a 41%, al desplazarse de -2 a +2 DE en el puntaje de matemática de su cohorte. Es decir, aquellos jóvenes que

estuvieron expuestos a buena calidad escolar (en la media o por encima de ella), y además culminaron la universidad, tienen un retorno en su salario horario que está asociado positivamente con la calidad de la educación obligatoria que recibió su cohorte; tienen un piso 12% por cada año adicional de estudio y llega al 41%.

Sin embargo, cuando en la formulación anterior se controla por la máxima educación de los padres¹⁷, se reduce un poco la ganancia de los universitarios asociada a la calidad educativa (Gráfico 8) y pasan a observarse sobre todo diferencias de nivel entre las distintas fases de terminalidad. Que el retorno marginal por cada año adicional de estudio varíe menos con la calidad escolar indica que, en este grupo, el efecto diferenciador de la calidad operaba, en buena medida, a través del capital cultural familiar.

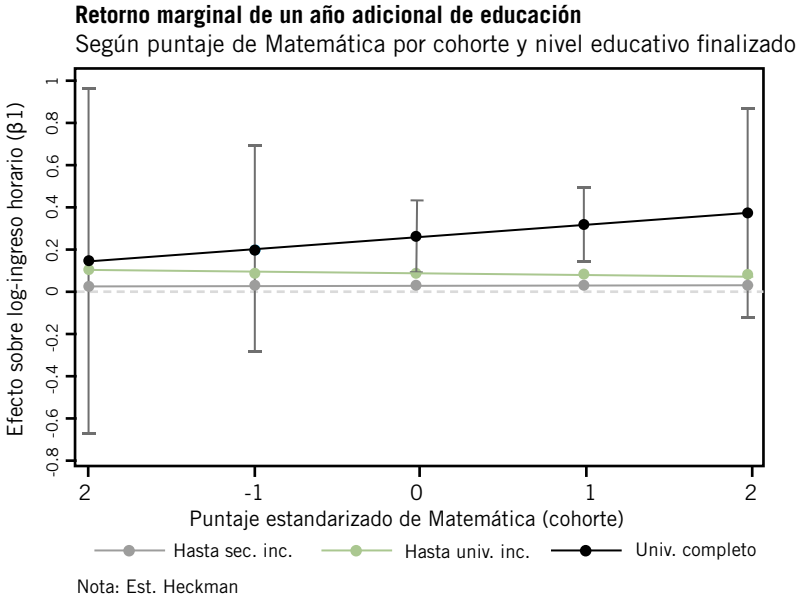
Gráfico 7. Apertura por nivel educativo finalizado



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 7. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

17 Con la reducción de la muestra ya descrita, del 16%.

Gráfico 8. Apertura por nivel educativo finalizado. Incluye nivel educativo de los padres



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 7. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

En cambio, para los jóvenes que solo pasaron por alguna fase de la educación obligatoria (completa o incompleta), se observa invariancia respecto a la calidad educativa contextual, ya sea que se condicione o no por el capital cultural familiar (casi no hay diferencia para estos grupos entre el Gráfico 7 y el Gráfico 8). Para estos dos grupos, la calidad no amplifica ni atenúa la prima que el mercado paga por un año extra de educación.

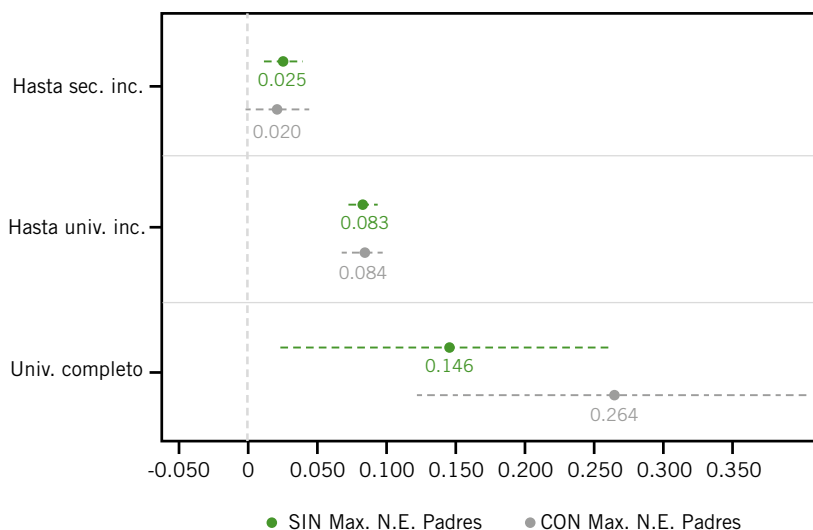
El Gráfico 9 resume cómo cambian los retornos a los años de educación al condicionar o no por el máximo nivel educativo parental (NEP). Si bien son todos positivos y significativos, son de magnitudes muy diferentes dependiendo de la fase de terminalidad. Se ubica alrededor del 2.5% para quienes no terminaron la secundaria y del

10% para los que sí la terminaron. Sin embargo, entre quienes culminaron el grado universitario, la estimación del retorno educativo depende mucho de si se controla o no por la educación de los padres y, además, es la que tiene mayores errores estándares, posiblemente porque, de todos los grupos de la población bajo análisis, el de egresados universitarios es el más chico.

Quien termina la universidad ya superó las etapas de primaria y secundaria completas y, además, la selectividad propia del nivel superior. Ese recorrido concentra a jóvenes con capacidades académicas y socioemocionales altas, aun entre quienes provienen de hogares de baja educación parental. Cuando sacamos del error la variación asignable al contexto cultural familiar, lo que se observa es un aumento del retorno de los que estuvieron expuestos a niveles más bajos de calidad (típicamente más desfavorecidos socioeconómicamente y tal vez graduados de primera generación). Su salario se eleva comparativamente más, lo cual empuja el promedio general hacia arriba.

Por otro lado, dado que la universidad *per se* promueve y genera nuevas redes profesionales y laborales, al controlar por la educación de los padres no solo se corrige un posible sesgo por habilidad heredada, sino que también se aíslan del coeficiente universitario las diferencias en redes y elección de carrera asociadas al origen familiar.

Gráfico 9. Retornos marginales de los años de educación por nivel educativo finalizado. Condicional a la calidad de la cohorte



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 6. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

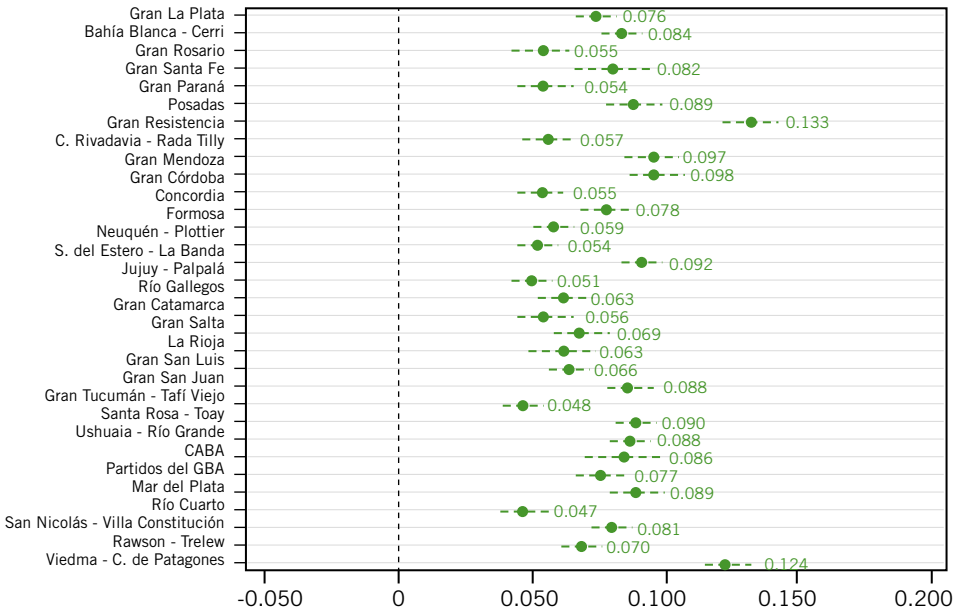
Igualmente, se debe destacar que debido a que la población bajo análisis es de jóvenes entre 17 a 25 años, el número de egresados universitarios es bajo todavía en este rango etario, lo que reduce, como se observa en los gráficos, la precisión de las estimaciones que incluyen el nivel educativo final alcanzado. Esta es una limitación actual de los datos que posiblemente pueda revertirse cuando se acumule más información en los años venideros.

Efectos marginales diferenciados por aglomerados

¿Y qué pasa en el interior del país? El Gráfico 10 expone la diferencia que hay en los retornos marginales a los años de educación en los centros urbanos más importantes una vez que se controla por la

calidad. En lo que sigue se toma la especificación de la Ec. (3.2), que incluye el nivel educativo final del joven. El rango va desde valores entre el 4.7% y 5.1% para aglomerados como Tucumán, Río Cuarto o Jujuy, pasando por retornos cercanos a la media nacional en ciudades como como Rawson, La Plata o Salta, hasta efectos marginales superiores al 9% en centros urbanos como Mendoza, Santa Rosa, Viedma-Carmen de Patagones y Resistencia.

Gráfico 10. Retornos marginales de los años de educación por aglomerado. Condicional a la calidad de la cohorte



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 8. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

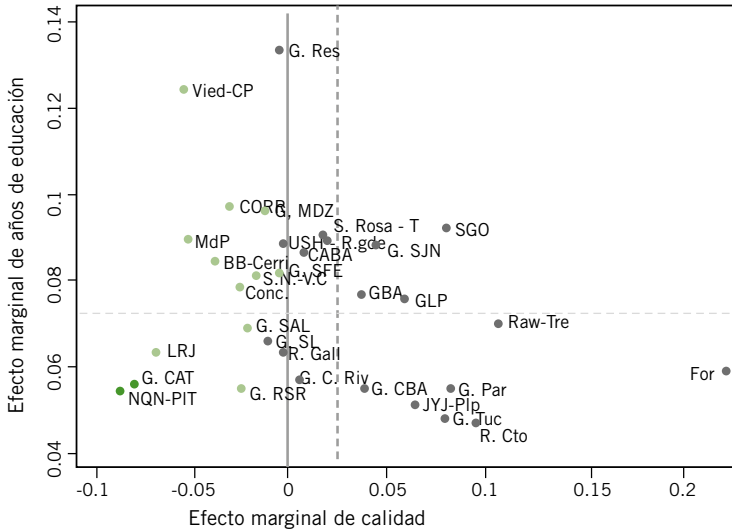
El Gráfico 11 expone resumidamente si los efectos marginales simultáneos de los años de educación y la calidad educativa sobre el ingreso horario de la población joven son complementarios o compensadores. En el eje vertical aparecen los retornos a los años de

educación y en el horizontal, a la calidad contextual. La escala de este último parámetro es mayor, lo que muestra, por un lado, la gran variabilidad de dichas estimaciones entre aglomerados, que hasta llega a tener signo negativo en algunos; y, por otro, que en ciertas provincias, el retorno esperado vía calidad educativa domina al de los años de educación.

En diecinueve (19) aglomerados, la calidad de las trayectorias educativas se asocia positivamente al ingreso horario y suma al retorno de los años escolares. Los jóvenes de las ciudades ubicadas en el lado derecho del gráfico —la línea gris marca neutralidad del retorno a la calidad— se benefician con primas salariales que incorporan, en mayor o menor medida, tanto la calidad del aprendizaje que recibieron como la acumulación de capital humano formal. San Juan, el Gran Buenos Aires, CABA, Córdoba, son algunas de las ciudades de este grupo. Ambas dimensiones se complementan y suman al retorno general de la educación.

Las líneas punteadas vertical y horizontal marcan la estimación global de ambos coeficientes. Las ciudades de la esquina superior derecha son aquellas que están por encima del promedio en ambas dimensiones. En las de abajo a la derecha, hay un grupo de aglomerados donde el papel principal viene del lado del nivel de desempeño contextual durante la escolaridad, que explica buena parte de la brecha salarial, mientras que el retorno marginal de los años cursados queda por debajo del promedio país o, en algunos casos, debajo del retorno a la calidad, en un efecto que podría denominarse compensador “calidad-intensivo”. Rawson, Paraná, Río Cuarto, Formosa o Tucumán son algunos de los aglomerados donde se verifica este efecto.

Gráfico 11. Relación entre los retornos a los años de educación y retornos a la calidad por aglomerado



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (3.2) y Tabla A 7.

Mientras que en el grupo de arriba a la izquierda (marcados en verde claro) el incremental de ingresos proviene sobre todo de cursar más años, no de la calidad escolar de su cohorte, en lo que sería un efecto compensador “años-intensivo”. Y luego están los aglomerados del cuadrante inferior izquierdo, marcados en verde oscuro: Neuquén y Catamarca, donde si bien un año más de educación aumenta el ingreso de los jóvenes, la calidad, en cambio, resta más de lo que suma y no hay interacción positiva suficiente entre ambas para que compense.

¿Por qué, si bien a nivel global el efecto marginal de la calidad es positivo, en algunos centros urbanos el signo es negativo? O ¿por qué, condicional a las restantes variables, estar expuesto a una escuela de mayor calidad predice menores ingresos laborales a los 17-25 años? Una hipótesis detrás de este resultado es que una escolaridad de mayor calidad puede estimular la continuidad educativa y postergar la entrada al mercado laboral o promover la elección de trabajos flexibles con una menor paga que permitan sostener estudios superiores (ayudantías o pasantías, por ejemplo). A la vez, una escolaridad

dad de menor calidad puede expulsar estudiantes del sistema antes de tiempo y/o apurar una inserción laboral con mayor carga horaria, mayor exigencia y, eventualmente, mejor paga en el corto plazo.

Por lo tanto, el hecho de haber transitado trayectorias de mayor calidad educativa puede operar como un factor de retención escolar y de demora en la inserción laboral plena, en tanto que los jóvenes expuestos a entornos de menor calidad podrían acceder antes al mercado de trabajo, en empleos potencialmente más remunerados a corto plazo, aunque posiblemente con menores retornos en el mediano o largo plazo. Este patrón, por lo tanto, no invalida el valor de la calidad escolar, sino que señala que su impacto pleno podría observarse recién en etapas posteriores de la vida laboral. Es una hipótesis para ser testada dentro de algunos años, cuando se acumule más información sobre aprendizajes.

Medida de calidad con habilidades de comprensión lectora

Como otro control de robustez, en este apartado se resumirán los resultados a los que se arribó utilizando lengua en vez de matemática como medida de calidad educativa de la cohorte. Los puntajes en lengua capturan competencias transversales (comprensión, comunicación, manejo del vocabulario, etc.) que las pruebas de matemática no miden. La lectura y la capacidad de escritura siguen siendo decisivas para la mayoría de los empleos, por eso aquí se destacan los hallazgos más importantes que surgen al contrastar los resultados anteriores con los indicadores de lectura.

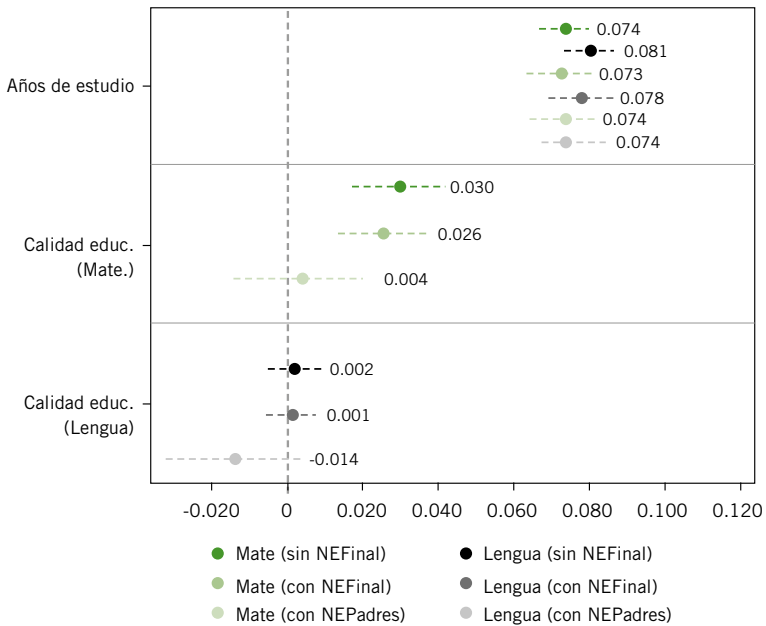
El Gráfico 12 compara, en el tercio superior del mismo, cómo varía la estimación de los retornos a los años de educación cuando se los controla por la calidad según los puntajes de lengua (en tonalidad más oscura) en vez de matemática (en tonalidad más clara). Se presentan las estimaciones con la corrección de Heckman para tres de las formulaciones más discutidas en las secciones anteriores¹⁸. En

18 Estas son: la especificación Ec. (3.2) sin nivel educativo finalizado del joven, la que incluye el nivel educativo finalizado, y la que suma a esta última el máximo nivel educativo de los padres.

todos los casos, los retornos a los años de educación se mantienen en magnitudes muy similares o levemente mayores cuando se los estima condicionales a lengua en vez de a matemática. Pero el efecto estimado de la calidad según lengua sobre el salario horario es indistinguible de cero en términos estadísticos.

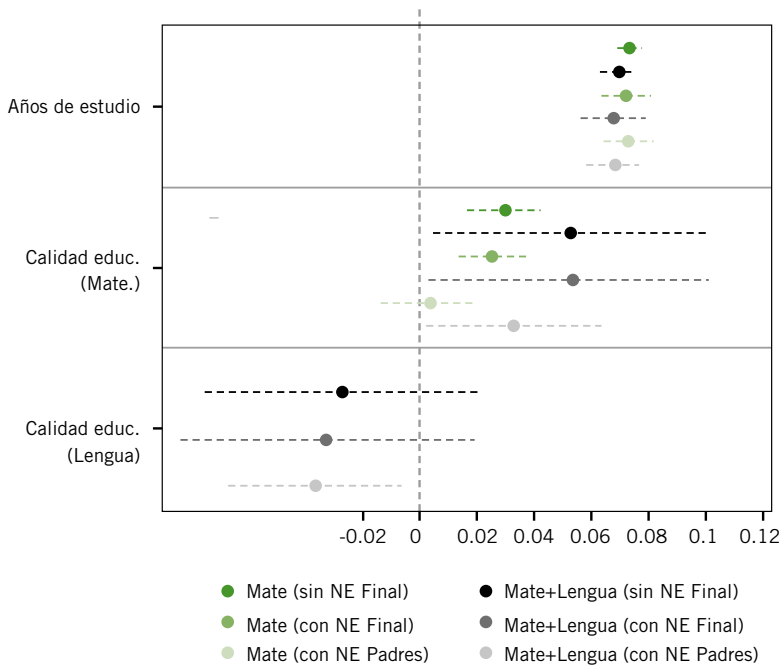
Esto indica que el desempeño que la cohorte de referencia tuvo en las habilidades de comprensión lectora, condicional a las restantes características individuales y familiares, no es un determinante significativo del salario de los jóvenes. El efecto marginal de los años de educación se mantiene significativo, pero la calidad medida con los aprendizajes en lengua no aporta a la explicación de las diferencias observadas en el ingreso horario de los jóvenes.

Gráfico 12. Medida de calidad contextual según aprendizajes de Lengua



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (2) y Tabla A 9 y Tabla A 10. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

Gráfico 13. Medida de calidad contextual según aprendizajes de Matemática. Se suma calidad contextual lengua como covariable



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (2) y Tabla A 9 y Tabla A 10. Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

Teniendo en cuenta que las disciplinas miden distintas características que pueden ser valoradas también de manera diferente en el mercado laboral, se postula un modelo que incluye ambas métricas de calidad. Manteniendo la Ec. (3.2) como especificación base —con los aprendizajes contextuales de matemática y sus interacciones—, se incorpora la métrica de lengua para verificar si ambas disciplinas tienen poder explicativo o alguna domina a la otra.

Al incorporar ambas medidas a la vez, la estimación de la prima debida a los años de educación acumulados se mantiene. Sin embargo, el retorno a la calidad por habilidades matemáticas, condicional a las habilidades de comprensión lectora, pasa de 2% a 5% (Gráfico 13).

Es decir, cuando ambos indicadores se incluyen juntos, el componente cuantitativo no solo captura la mayor parte de la varianza productiva relevante para el salario de los jóvenes que recién hacen su transición laboral, sino que el efecto de las habilidades matemáticas aparece más fuerte, aunque su precisión cae. La dimensión de lectocomprensión, altamente correlacionada con la cuantitativa, aporta poca información nueva y sigue sin ser significativa por sí misma. Esto sugiere que, en el mercado laboral local, las habilidades en matemática actúan como señal más potente de productividad, o bien que la calidad en lengua varía menos entre cohortes y, por lo tanto, ofrece menor poder discriminante a nivel salarial.

Conclusiones

El presente trabajo examina hasta qué punto los retornos a la educación en los jóvenes argentinos (de 17 a 25 años) dependen no solo de la cantidad de años educativos, sino también de la calidad de los aprendizajes previos adquiridos por su cohorte. Para ello se articulan las bases de la Encuesta Permanente de Hogares 2016-2024 con los puntajes de matemática de los operativos Aprender, promediados por aglomerado, sexo, nivel educativo de los padres y sector de gestión escolar. Esto permite asignar a cada individuo un indicador contextual de calidad previo a su entrada al mercado laboral, lo que reduce fuertemente el riesgo de causalidad inversa en la estimación.

Sobre esta muestra se estiman extensiones de la ecuación de Mincer con efectos fijos por aglomerado y año calendario, e interacciones entre calidad, años de educación y aglomerados, para estudiar heterogeneidades regionales. Entre otros condicionantes, se incorpora el nivel educativo alcanzado por los jóvenes para evaluar no linealidades, la convexidad de la curva de retornos y, si bien no es objetivo principal de esta investigación, la hipótesis de credencialismo.

En una primera etapa se realizan estimaciones con MCO, analizando la inclusión de distintas variables control que permitan aislar mejor los parámetros de interés: el efecto marginal de los años de educación y el efecto marginal de la calidad de las trayectorias educativas. En una segunda etapa se realizaron estimaciones de la ecuación de Mincer con un modelo con corrección de selección de Heckman utilizando la condición de estudiante como variable de exclusión —que resultó válida según los test habituales—.

Por otro lado, con el objetivo de mitigar el sesgo por habilidad natural, se realizó un ejercicio que incorporaba efectos fijos familiares. Sin embargo, la fuerte atenuación derivada del error de medición limitó su poder de identificación, de modo que no fue posible seguir por ese camino. En su lugar, apuntando al mismo objetivo, se incluyó el máximo nivel educativo de los padres para controlar por no observables relacionados con el capital cultural, la educación no formal y algún canal de herencia genética de las habilidades familiares que, al igual que en el caso anterior, aunque en menor medida, reduce fuertemente tanto la estimación puntual como la precisión del parámetro de calidad.

Tomando las estimaciones con la corrección de Heckman, que incluye todas las covariables propuestas, cada año adicional de estudio incrementa el salario horario de los jóvenes que comienzan su transición al mercado laboral en 7.3%, mientras que una desviación estándar en la calidad de su cohorte suma 2.6% al ingreso por hora –todo lo demás constante–. Como se adelantó, la inclusión/exclusión del nivel educativo alcanzado por el joven y el máximo nivel educativo parental revelan posibles mecanismos detrás de la relación entre los retornos a los años educativos y los retornos a la calidad.

Antes de incluir la finalización o no de los estudios (primarios, secundarios o universitarios), la interacción revela complementariedad: el retorno marginal de cada año educativo pasa de 3.9% a 11% al desplazarse de -2 a $+2$ desvíos estándar en la calidad contextual, pero al controlar explícitamente por el nivel final alcanzado y por sus interacciones, los retornos a la educación se mantienen significativos pero varían menos con la calidad de la educación recibida: pasan de 6.5% a 8.6%. Este resultado está en línea con los hallazgos previos de Patrinos y Savanti (2014) acerca de cierta, pero baja, evidencia de credencialismo en la Argentina.

A su vez, la apertura por nivel educativo finalizado muestra que los graduados universitarios tendrían una prima salarial que se ve muy potenciada por la calidad de sus estudios previos, sobre todo

en el tramo de alta calidad contextual, que se ubica entre 12% y 41%. Este resultado, a la vez, estaría en consonancia con el de Alejo et al. (2024) acerca de la convexidad de la curva de retornos —que no solo crecen con la educación, sino que lo hacen a un ritmo cada vez mayor a medida que sube el nivel educativo—.

Entre quienes no alcanzan el título universitario —tanto aquellos que se quedan en la secundaria completa como los que abandonan antes—, la calidad deja de tener un efecto identificable sobre el salario. Para estos jóvenes no basta haber cursado en una cohorte con mejores aprendizajes: el mercado sigue premiando casi exclusivamente la credencial formal (grado finalizado) y parece ignorar la calidad del proceso formativo. Previo a estos resultados, se hubiera esperado que, en los segmentos no universitarios, el *plus* de haber pasado por un entorno escolar de buen rendimiento compensara parte de la ventaja que otorga el título. La evidencia muestra que la calidad apenas incide mientras no se complete el nivel superior.

Por otro lado, los resultados del agregado nacional esconden una gran heterogeneidad hacia adentro del país. Los retornos a los años de educación condicionales a la calidad van desde 4.7% en Río Cuarto o Tucumán y 5.1% en Jujuy hasta 13.3% en Resistencia y 12.4% en Viedma, pasando por aquellos que están casi en el promedio nacional, como La Plata, Concordia o San Nicolás. Además, y en sintonía con los hallazgos de Woessmann (2024), para ciertos aglomerados los retornos a la calidad son comparables y en algunos casos superiores a los de los años de escolaridad, y predicen ingresos aun controlando por el nivel educativo alcanzado. Río Cuarto, Tucumán, Gran Paraná o Formosa son algunos de los aglomerados de este grupo.

A partir de las magnitudes de los dos parámetros principales, en la estimación por aglomerados se revelan básicamente dos tipos de efectos, uno de complementariedad y otro de compensación. En muchas ciudades, la buena calidad del trayecto escolar previo suma al retorno marginal por los años de educación. Pero en otras se observa un canal compensatorio, que puede ser “calidad-intensivo” o

“años-intensivo”, dependiendo de si es calidad o la acumulación de capital humano el que más aporte al incremental de ingresos.

Por último, al reemplazar la métrica de calidad por los puntajes de lengua, los retornos a los años de educación prácticamente no cambian —e incluso suben levemente—, pero la calidad medida con comprensión lectora no muestra relación alguna con el salario horario. Si ambas métricas se modelan a la vez, la señal de aprendizajes en matemática de la cohorte es la que domina en la etapa temprana de inserción laboral, es decir, la señal que remunera el sector productivo proviene ante todo de las habilidades cuantitativas de la cohorte de pertenencia.

Propuesta de políticas

La literatura internacional coincide en que las inversiones tempranas rinden más que las remediaciones tardías: "... el aprendizaje engendra aprendizaje" (Cunha, Heckman et al., 2006, p. 799). Gran parte de la inversión en capital humano se realiza cuando los individuos aún no pueden decidir por sí mismos y las oportunidades dependen de las decisiones familiares y del sistema educativo. Las brechas que luego se evidencian en la juventud comienzan en la escolaridad temprana y tienden a ampliarse con el tiempo. En este sentido, el Plan Nacional de Alfabetización Inicial avanza en la dirección correcta. Esta investigación muestra que la calidad de las trayectorias se asocia a los retornos salariales, y que los déficits en la calidad podrían acumularse y derivar en salidas anticipadas del sistema educativo o, en el escenario opuesto, en la persistencia y continuidad de los estudios.

Los resultados confirman que tanto la cantidad (años cursados) como la calidad de los aprendizajes influyen en el salario de los jóvenes, y que actúan de forma complementaria. Esta evidencia refuerza la necesidad de que las políticas apunten a mejorar simultáneamente ambas dimensiones. En este sentido, asegurar la finalización de la secundaria y, a la vez, elevar la calidad de los aprendizajes en las áreas que más se asocian con mejores ingresos, como matemática, se presenta como un objetivo central.

Las estimaciones muestran que la calidad medida por el desempeño en matemática es un predictor estadísticamente significativo de ingresos en la etapa temprana de inserción laboral, mientras que la calidad en lengua no presenta efecto detectable en esta etapa –aunque, por supuesto, no se discute su relevancia como pilar básico para todo tipo de aprendizajes–. Esto sugiere que la enseñanza de matemática debería ser un eje prioritario de mejora, a través de estrategias que incluyan desarrollo profesional docente sostenido, uso de mentorías (Quota et al., 2022) y programas focalizados de apoyo a estudiantes con bajo rendimiento (Albornoz et al., 2025). El foco territorial debe estar puesto en aquellos aglomerados que combinan baja calidad con bajos retornos, donde la evidencia indica que la mejora de aprendizajes puede tener un mayor impacto igualador.

La heterogeneidad territorial observada respalda, además, un enfoque diferenciado según el punto de partida de cada jurisdicción. En los aglomerados con altos niveles de calidad y retornos elevados, el énfasis debería estar en expandir la cobertura y la finalización de la educación secundaria y superior, para maximizar la continuidad de trayectorias ya fortalecidas. En cambio, en los contextos donde los retornos a la calidad y a los años de escolaridad son bajos, se requieren programas integrales que combinen mejoras pedagógicas, refuerzos focalizados y políticas que reduzcan el abandono escolar. Aquí es donde los programas que apuntan a mejorar la información con la que cuentan las familias se vuelven relevantes, porque ayudan a corregir percepciones y a aumentar la inversión educativa (Neilson et al., 2018) y a mejorar la asistencia y aprendizajes, especialmente entre estudiantes en riesgo (Berlinski et al., 2021).

Los resultados muestran que, para muchos jóvenes de 17 a 25 años, especialmente en aglomerados con bajos retornos educativos, la rentabilidad inmediata de la inversión en educación podría estar condicionada por la alta informalidad y la limitada oferta de empleo registrado para recién egresados, concentrada en pocos sectores.

Frente a este contexto, la evidencia internacional destaca el potencial de programas de implementación rápida y costo moderado, como las prácticas laborales con subsidio al salario vinculadas a microcredenciales que certifiquen competencias transferibles, o la modernización de los servicios públicos de empleo mediante plataformas de vinculación y asesoría intensiva (Puerto et al., 2024).

Por último, la focalización de recursos y rendición de cuentas a nivel subnacional es primordial. Los aglomerados con bajos retornos a la educación, ya sea vía calidad o años acumulados, requieren programas integrales que combinen mejora escolar y estímulos a la permanencia. Para ello se sugiere: (i) asignar fondos con criterios de equidad que ponderen aprendizaje y vulnerabilidad; (ii) firmar acuerdos de desempeño Nación-provincias con metas verificables; y (iii) fortalecer los sistemas de evaluación y los registros administrativos para monitorear resultados.

Referencias

- Adrogué, C. (2010). Unemployment and private returns to higher education in Argentina (1974-2002). *Ensayos de Política Económica*, 4. Disponible en: <https://repositorio.uca.edu.ar/handle/123456789/2140>.
- Albornoz, F., Almeyda Torres, G., Lombardi, M., Oubiña, V., & Zoido, P. (2025). *Remote Tutoring in Latin America* (SSRN Working Paper No. 5298005). SSRN, <https://doi.org/10.2139/ssrn.5298005>.
- Alejo, J., Gasparini, L., Montes-Rojas, G., & Sosa-Escudero, W. (2024). A decomposition method to evaluate the “paradox of progress” with evidence for Argentina. *The Journal of Economic Inequality*, 22(2), 453-472, <https://doi.org/10.1007/s10888-023-09601-w>.
- Angrist, J. D. & Pischke, J.-S. (2009). Parallel Worlds: Fixed Effects, Differences-in-differences, and Panel Data (cap. 5.1). En J. D. Angrist & J.-S. Pischke, *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton University Press.
- Arrow, K. J. (1973). Higher education as a filter. *Journal of Public Economics*, 2(3), 193-216, [https://doi.org/10.1016/0047-2727\(73\)90013-3](https://doi.org/10.1016/0047-2727(73)90013-3).
- Ashenfelter, O., & Krueger, A. B. (1994). Estimates of the economic return to schooling from a new sample of twins. *American Economic Review*, 84(5), 1157-1173.
- Azuara, O., & Marinescu, I. (2013). Informality and the expansion of social protection programs: evidence from Mexico. *Journal of Health Economics*, 32(5), 938-950, <https://doi.org/10.1016/j.jhealeco.2013.07.004>.
- Becker, G. (1964). *Human Capital*, 2nd edn. Columbia University Press, New York, 1975 and 3rd 1994.
- Becker, G. S. (2002). The age of human capital. In E. P. Lazear (Ed.), *Education in the Twenty-first Century* (pp. 3-8). Hoover Institution Press.

- Berlinski, S., Busso, M., Dinkelman, T., y Martínez A., C. (2022). Reducing parent-school information gaps and improving education outcomes: Evidence from high-frequency text messages. *Journal of Human Resources*. Advance online publication, <https://doi.org/10.3368/jhr.1121-11992R2>.
- Bound, J., & Solon, G. (1999). Double trouble: On the value of twins-based estimation of the return to schooling. *Economics of Education Review*, 18(2), 169-182, [https://doi.org/10.1016/S0272-7757\(98\)00046-0](https://doi.org/10.1016/S0272-7757(98)00046-0).
- Breda, T., Jouini, E., & Napp, C. (2023). Gender differences in the intention to study math increase with math performance. *Nature Communications*, 14, Article 3664, <https://doi.org/10.1038/s41467-023-39079-z>.
- Card, D. (1999). The causal effect of education on earnings. En O. Ashenfelter & D. Card (Eds.), *Handbook of labor economics*, Vol. 3A, pp. 1801-1863. Elsevier.
- Card, D. (2001). The Causal Effect of Education on Earnings. *Handbook of Labor Economics*, Vol. 3A, pp. 1801-1863.
- Coleman, J. S., Campbell, E. Q., Hobson, C. J., McPartland, J., Mood, A. M., Weinfeld, F. D., & York, R. L. (1966). Equality of Educational Opportunity (Coleman Report). Washington, DC: *U.S. Department of Health, Education, and Welfare*, Office of Education, <https://eric.ed.gov/?id=ED012275>.
- Cunha, F., Heckman, J. J., Lochner, L., & Masterov, D. V. (2006). Interpreting the evidence on life-cycle skill formation. In E. A. Hanushek & F. Welch (Eds.), *Handbook of the Economics of Education* (Vol. 1, pp. 697-812). Elsevier, [https://doi.org/10.1016/S1574-0692\(06\)01019-1](https://doi.org/10.1016/S1574-0692(06)01019-1).
- Deming, D. J., & Silliman, M. I. (2024, septiembre). Skills and human capital in the labor market. *NBER Working Paper No. 32908*, <https://doi.org/10.3386/w32908>.
- Di Pietro, G., y Pedace, L. (2008). Changes in the returns to education in Argentina. *Journal of Applied Economics*, 11(2), 259-279.
- Fiszbein, A., Giovagnoli, P. I., & Patrinos, H. A. (2007). Estimating the returns to education in Argentina using quantile regression analysis: 1992-2002. *Económica*, LIII(1-2), 53-72.

- Giovagnoli, P., Fiszbein, A., & Patrinos, H. (2005). *Estimating the Returns to Education in Argentina: 1992-2002*. World Bank Policy Research Working Paper No. 3715, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=806247>.
- Goczek, Ł., Witkowska, E., & Witkowski, B. (2021). How Does Education Quality Affect Economic Growth? *Sustainability*, 13(6437), <https://doi.org/10.3390/SU13116437>.
- Hampf, F., Wiederhold, S. & Woessmann, L. (2017) Skills, earnings, and employment: exploring causality in the estimation of returns to skills. *Large-scale Assess Educ* 5, 12, <https://doi.org/10.1186/s40536-017-0045-7>.
- Hanushek, E. A. & Kimko, D. D. (2000). Schooling, Labor-Force Quality, and the Growth of Nations. *American Economic Review* 90 (5): 1184–1208.
- Hanushek, E. A. and Woessmann, L. (2008) The role of cognitive skills in economic development. *Journal of Economic Literature*, 46(3), 607–668.
- Hanushek, E. A., & Woessmann, L. (2012). Do better schools lead to more growth? Cognitive skills, economic outcomes, and causation. *Journal of Economic Growth*, 17, 267–321, <https://doi.org/10.1007/s10887-012-9081-x>.
- Hanushek, E. A. and Zhang, L. (2006). Quality-consistent estimates of international returns to skill (NBER Working Paper No. 12664). National Bureau of Economic Research, <https://doi.org/10.3386/w12664>.
- Heckman, J. J. (1979). Sample selection bias as a specification error. *Econometrica*, 47(1), 153–161, <https://doi.org/10.2307/1912352>.
- Heckman, J. J., Lochner, L. J., & Todd, P. E. (2006a). Earnings functions, rates of return and treatment effects: The Mincer equation and beyond. En E. A. Hanushek & F. Welch (Eds.), *Handbook of the Economics of Education* (Vol. 1, pp. 307–458). Elsevier, [https://doi.org/10.1016/S1574-0692\(06\)01007-5](https://doi.org/10.1016/S1574-0692(06)01007-5).
- Heckman, J. J., Stixrud, J., & Urzua, S. (2006b) The effects of cognitive and noncognitive abilities on labor market outcomes and social behavior. *Journal of Labor Economics*, 24(3), 411–482, <https://doi.org/10.1086/504455>.
- Heckman, J. J., & Kautz, T. (2012) Hard evidence on soft skills. *Labour Economics*, 19(4), 451–464, <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2012.05.014>.
- Jackson, C. K., Johnson, R. C., & Persico, C. (2016). The effects of school spending on educational and economic outcomes: Evidence from

- school finance reforms. *Quarterly Journal of Economics*, 131(1), 157-218, <https://doi.org/10.1093/qje/qjv036>.
- Knight, J. B. (1979). *Job Competition and Inflation*. Oxford: Clarendon Press.
- La Porta, R. and Shleifer, A. (2014). Informality and Development. *Journal of Economic Perspectives* 28 (3): 109-26. DOI: 10.1257/jep.28.3.109.
- López Bóo, F. (2010). Returns to education and macroeconomic shocks: Evidence from Argentina. (IZA Discussion Paper No. 4753). IZA Institute of Labor Economics, <https://ssrn.com/abstract=1552687>
Also distributed in SSRN's *Latin American Economics eJournal*.
- Martinot, P., Colnet, B., Breda, T. et al. (2025) Rapid emergence of a maths gender gap in first grade. *Nature*, <https://doi.org/10.1038/s41586-025-09126-4>.
- Mincer, J. (1974). Schooling, experience, and earnings. *National Bureau of Economic Research*. Columbia University Press.
- Morduchowicz, A., Sáenz Guillén, L. & Volman, V., (2024). *Evolución del financiamiento educativo*. Observatorio Argentinos por la Educación.
- Neilson, C., Gallego, F. A., & Molina, O. (2018, febrero). *Randomized control-trial impact evaluations examining the effects of an information campaign on child labor in Peru: Final report*. Innovations for Poverty Action & U.S. Department of Labor, Bureau of International Labor Affairs.
- OECD (2023a). PISA 2022 Results (Volume I): The State of Learning and Equity in Education, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/53f23881-en>.
- OECD (2023b). PISA 2022 Results (Volume II): Learning During – and From – Disruption, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/a97db61c-en>.
- OECD (2024a). Social and emotional skills for better lives: Findings from the OECD Survey on Social and Emotional Skills 2023. OECD Publishing, <https://doi.org/10.1787/35ca7b7c-en>.
- OECD (2024b). *Mathematics for life and work: A comparative perspective on mathematics to inform upper secondary reform in England*. OECD Publishing, <https://doi.org/10.1787/26f18d39-en>.

- Patrinos, H., y Savanti, M. P. (2014). The screening hypothesis and the returns to schooling in Argentina. *Research in Applied Economics*, 6(3), 28-42.
- Pischke, J.-S. (2018). Fixed effects and twins estimates of returns to schooling. Diapositivas de clase. London School of Economics, curso EC533, <https://econ.lse.ac.uk/staff/spischke>.
- Psacharopoulos, G., & Patrinos, H. A. (2018). Returns to investment in education: A decennial review of the global literature. *Education Economics*, 26(5), 445-458, <https://doi.org/10.1080/09645292.2018.1484426>.
- Puerto, S., Stöterau, J., Weber, M., & Curcio, C. (2024, May). Active labor market programs improve employment and earnings of young people (World Bank–ILO Policy Note). World Bank & International Labour Organization, <https://doi.org/10.54394/YRZF8613>.
- Quiroga-Martínez, F., & Fernández-Vázquez, E. (2021). Education as a key to reduce spatial inequalities and informality in Argentinean regional labour markets. *Regional Science Policy & Practice*, 13(1), 177-189, <https://doi.org/10.1111/rsp3.12369>.
- Quota, M., Cobo, C., Wilichowski, T., & Patil, A. (2022). *Effective teacher professional development using technology: Technology-based strategies from across the globe to enhance teaching practices (Guidance note)*. World Bank, https://teachertaskforce.org/sites/default/files/2024-04/2022_World-Bank_Effective-teacher-professional-development-using-technology_EN.pdf.
- Savanti, M. P., & Patrinos, H. (2005). Rising returns to schooling in Argentina, 1992-2002: Productivity or credentialism? Policy Research Working Paper No. 3714). Washington, DC: World Bank. <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/8279>.
- Schultz, T. W. (1963). *The Economic Value of Education*. Columbia University Press.
- SE (2025). Resultados Aprender 2024. Síntesis de resultados del Nivel Secundario, https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/sintesis_de_resultados_aprender_2024_nivel_secundario.pdf.
- SEIE (2016). Aprender 2016. Notas metodológicas. Serie de Documentos Técnicos/2.

- SEIE (2018). Aprender 2018. Bookmark. Serie de Documentos Técnicos / 3.
- SEIE (2022). Informe nacional de resultados. Análisis sobre los logros de aprendizaje y sus condiciones. Serie de Informes. Aprender 2022. Educación Secundaria. Ministerio de Educación. Secretaría de Evaluación Educativa.
- Spence, M. (1973). Job market signaling. *The Quarterly Journal of Economics*, 87(3), 355-374, <https://doi.org/10.2307/1882010>.
- Teixeira, P. (2014). Gary Becker's early work on human capital: Collaborations and distinctiveness, *IZA Journal of Labor Economics*, ISSN 2193-8997, Springer, Heidelberg, Vol. 3, pp. 1-20, <http://dx.doi.org/10.1186/s40172-014-0012-2>.
- Templado, I., Alzú, M.S. & Sáenz Guillén, L. (2025). *Eficiencia de la inversión educativa provincial en Argentina*. Argentinos por la Educación.
- Templado, I., Nistal, M. & Sáenz Guillén, L. (2024). *Brechas de género: desde la escuela al mercado laboral*. Observatorio de Argentinos por la Educación.
- Tornarolli, L., Battistón, D., Gasparini, L., & Gluzmann, P. (2014). *Exploring trends in labor informality in Latin America, 1990-2010*. Documento de Trabajo N.º 159. Universidad Nacional de La Plata, Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS), <https://hdl.handle.net/10419/127667>.
- Woessmann, L. (2024). *Skills and earnings: A multidimensional perspective on human capital*. IZA Discussion Paper No. 17395. IZA – Institute of Labor Economics.

Anexo

A.1 Definición de variables

Aglomerados: son los 32 centros urbanos definidos en la Encuesta Permanente de Hogares (EPH- INDEC), <https://acortar.link/YSp4Vt>.

- Gran La Plata
- Bahía Blanca – Cerri
- Gran Rosario
- Gran Santa Fe
- Gran Paraná
- Posadas
- Gran Resistencia
- Comodoro Rivadavia - Rada Tilly
- Gran Mendoza
- Corrientes
- Gran Córdoba
- Concordia
- Formosa
- Neuquén - Plottier
- Santiago del Estero - La Banda
- Jujuy - Palpalá
- Río Gallegos
- Gran Catamarca
- Gran Salta
- La Rioja
- Gran San Luis
- Gran San Juan
- Gran Tucumán - Tafí Viejo
- Santa Rosa – Toay
- Ushuaia - Río Grande
- Ciudad Autónoma de Buenos Aires
- Partidos del GBA
- Mar del Plata
- Río Cuarto
- San Nicolás - Villa Constitución
- Rawson - Trelew
- Viedma - Carmen de Patagones

Estudiante: variable dicotómica igual a 1 si el/la joven es estudiante, 0 si no lo es.

Formalidad: variable dicotómica igual a 1 si el trabajo del joven realiza aportes jubilatorios, 0 si no.

Joven jefe del hogar: variable dicotómica igual a 1 si el/la joven declara ser jefe de hogar, 0 si no.

Máximo nivel educativo de padre o madre (MNEP): variable categórica igual a 1 si el MNEP es primaria incompleta, 2 si es primaria completa, 3 si MNEP es secundario incompleto, 4 si MNEP es secundario completo, 5 si MNEP es terciario/universitario completo o incompleto y 6 si no se sabe.

Nivel educativo finalizado: variable categórica igual a 1 si el/la joven tiene hasta el secundario incompleto, 2 si tiene hasta el terciario/universitario incompleto, 3 si completó el nivel terciario/universitario.

Nivel de ingresos del resto del hogar: variable continua, suma de los ingresos declarados de los restantes integrantes del hogar, por todo concepto, deflactada por el índice de precios al consumidor promedio de cada año.

Recibe transferencia del Estado: variable categórica igual a 0 si nadie en la familia recibe alguna transferencia o asignación del Estado, 1 si algún miembro del hogar, pero no el joven, recibe, y 2 si el joven o alguien más de su familia recibe transferencias.

Puntaje de matemática/lengua: variable continua con media 500 y desvío estándar 100. Proviene de los operativos de evaluación Aprender 2016-2023 para el último año del nivel secundario (SEIE, 2016).

Sexo: variable dicotómica igual a 1 si es varón, 2 si es mujer.

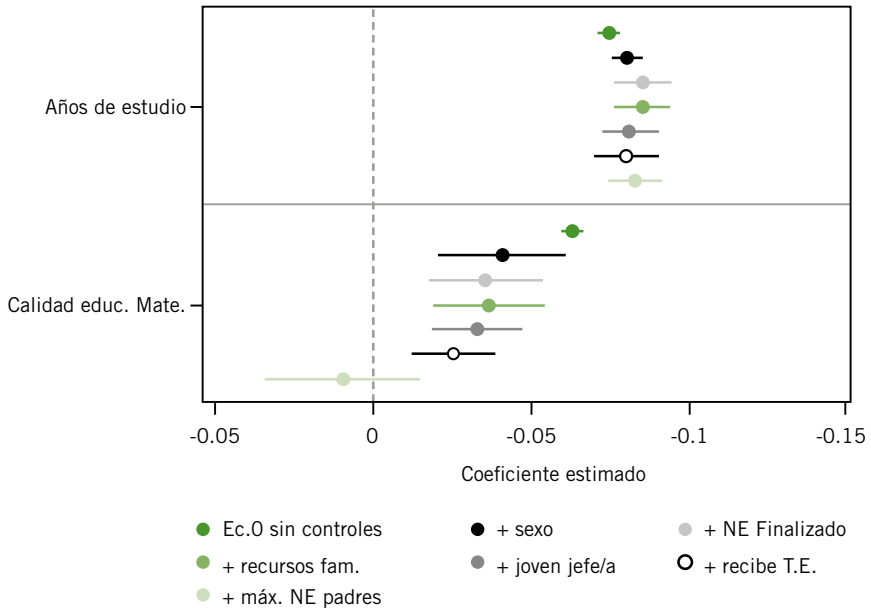
A. 2 Tablas

Tabla A 1: Estimación por MCO de años de educación, calidad contextual y experiencia laboral. Comparación sumando controles sucesivos

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(9)
Años estudio	0.0757*** (0,00179)	0.0812*** (0,00249)	0.0802*** (0,00276)	0.0860*** (0,00455)	0.0819*** (0,0044)	0.0810*** (0,00509)	0.0803*** (0,00483)
Calidad (s/mate.)	0.0638*** (0,00169)	0.0413*** (0,00999)	0.0410*** (0,00974)	0.0373*** (0,00871)	0.0334*** (0,00715)	0.0259*** (0,00658)	-0,00498 (0,0113)
Experiencia laboral	0.0386*** (0,0021)	0.0419*** (0,00238)	0.0447*** (0,00276)	0.0394*** (0,00227)	0.0345*** (0,00215)	0.0352*** (0,00246)	0.0424*** (0,00521)
Controles sucesivos	Sin controles	+Género	+Nivel ed. final (#)	+Recursos fam.	+Joven jefe	+Recibe T.E.	+Máx. NE padres
EF aglomerados	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF años	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Interacción Aglo#Años_est	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
N	8219	8219	8219	8119	8119	8098	5314
N ponderado	6381958	6381958	6381958	6284514	6284514	6255739	4058004
R2-aj	0,13	0,131	0,133	0,149	0,169	0,175	0,159

Errores estándares robustos entre paréntesis * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Gráfico A 1: Efectos marginales de años de estudio y calidad. Modelos con controles sucesivos



Fuente: elaboración propia. Según especificación de Ec. (1). Intervalos de confianza (95%) con matriz de variancias y covariancias corregidas por correlación intra clúster en aglomerados.

Tabla A 2: Prueba de relevancia y validez. Test de Wald

	Wald χ^2	g.l.	p-valor
Relevancia estudiante	293.6	1	0.000
Validez (exclusión)	0.990	1	0.320
Errores estándares en paréntesis	* p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001		

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 3: Modelo con corrección por sesgo de selección - Heckman

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Años estudio	0.0719*** (0,00288)	0.0648*** (0,00556)	0.0765*** (0,00603)	0.0730*** (0,00505)	0.0727*** (0,00466)	0.0735*** (0,00478)	0.0739*** (0,00233)
Calidad (s/mate.)	0.0638*** (0,0062)	0.0290*** (0,00786)	0.0366*** (0,00821)	0.0328*** (0,00669)	0.0256*** (0,00626)	0,0036 (0,00892)	0.0298*** (0,00668)
Experiencia laboral	0.0441*** (0,00437)	0.0571*** (0,00514)	0.0425*** (0,00224)	0.0375*** (0,00242)	0.0379*** (0,00326)	0.0435*** (0,00519)	0.0405*** (0,00385)
prob. rho=0	0,438	0,033	0,024	0,038	0,040	0,033	0,140
Lambda	0,0489	0,115	0,11	0,103	0,0986	0,0777	0,0728
VARIABLES DE EXCLUSIÓN	estudiante						
Ec. selección incluye:	género, estudiante						
Controles sucesivos	Sin controles	+Género + N. Ed. Final (#)	+Recursos fam.	+Joven jefe	+Recibe T.E.	Con máx. N.E. padres	(sin NEF)
N	8219	8219	8119	8119	8098	5314	8098
N ponderado	6381958	6381958	6284514	6284514	6255739	4058004	6255739

Errores estándares robustos. * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Ec. (3) incluye EF por aglomerados, EF por año calendario, interacción aglo#Años_estudio.

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 4: Estimación con y sin efectos fijos familiares

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Años estudio	0.0757*** (0.00179)	0.0462 (0.0498)	0.0810*** (0.00509)	0.0264 (0.035)	0.027 (0.0272)
Calidad (s/mate.)	0.0638*** (0.00169)	0.0154 (0.0335)	0.0259*** (0.00658)	0.00688 (0.103)	0.00694 (0.078)
Experiencia laboral	0.0386*** (0.0021)	0.0409 (0.0456)	0.0352*** (0.00246)	0.0234 (0.0269)	0.0234 (0.0217)
Controles	No	No	Sí	Sí	Sí
Clúster (aglomerados)	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Ponderador muestral	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF aglomerados	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF años	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
EF familia	No	Sí	No	Sí	Sí
Solo muestra hermanos	No	No	No	No	Sí
Estimación Stata	MCO	areg	OLS	areg	areg
N	8219	8219	8098	8098	4849
N ponderado	6381958	6381958	6255739	6255739	3487702
R2-aj	0.13	0.52	0.175	0.562	0.518

Notas: Controles estimación (2): sexo, NEF, familia recibe T. E., joven es jefe hogar y recursos familiares.

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 5: Estimación incluyendo el máximo nivel educativo de los padres (Heckman)

	(1)	(2)
Años estudio	0.0670*** (0.00397)	0.0735*** (0.00478)
Calidad (s/mate.)	0.0205 (0.0113)	0.0036 (0.00892)
Experiencia laboral	0.0546*** (0.0127)	0.0435*** (0.00519)
Controles	No	Sí
Clúster (aglomerados)	Sí	Sí
Ponderador muestral	Sí	Sí
EF aglomerados	Sí	Sí
EF años	Sí	Sí
p rho=0	0.486	0.0332
Lambda	0.0289	0.0777
N	5383	5314
N ponderado	4149016	4058004

Errores estándares robustos * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Nota: Controles estimación (2): sexo, nivel educativo final alcanzado + familia recibe T. E., joven es jefe hogar y recursos familiares.

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 6: Efecto marginal promedio de años de educación, según la calidad de la cohorte. Sin y con el nivel educativo finalizado del joven (Heckman)

	Sin N.E. finalizado	Con N. E. finalizado
Calidad (mate. = -2DS)	0.0391*** (0.003)	0.0583*** (0.0207)
Calidad (mate. = -1DS)	0.0565*** (0.0027)	0.0649*** (0.012)
Calidad (mate. = 0)	0.0739*** (0.0025)	0.0714*** (0.0048)
Calidad (mate. = +1DS)	0.0913*** (0.0024)	0.0779*** (0.0082)
Calidad (mate. = +2DS)	0.1087*** (0.0024)	0.0844*** (0.0167)
N	8219	8219
N ponderado	6381958	6381958

Errores estándares robustos. * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 7: Efecto marginal promedio de años de educación, según la calidad de la cohorte y según el nivel educativo finalizado. Con y sin el máximo nivel educativo de los padres (Heckman)

	-2DS	-1DS	0	1DS	2DS
Sin control por máx. nivel educativo de los padres					
Hasta sec. inc.	-0,0078 (0.0102)	0,0086 (0.0078)	0,0249*** (0.0073)	0,0413*** (0.0091)	0,0577*** (0.0121)
Hasta univ. inc.	0,1055*** (0.0195)	0,0966*** (0.0113)	0,0876*** (0.0055)	0,0786*** (0.0092)	0,0697*** (0.0171)
Univ. completo	-0,1676 (0.2846)	-0,0236 (0.1743)	0,1205 (0.0743)	0,2645*** (0.0802)	0,4086** (0.182)
Con control por máx. nivel educativo de los padres					
Hasta sec. inc.	0,0173 (0.0183)	0,0214 (0.0145)	0,0255** (0.0119)	0,0295** (0.0116)	0,0336** (0.0137)
Hasta univ. inc.	0,0964*** (0.0306)	0,0931*** (0.0191)	0,0897*** (0.0083)	0,0864*** (0.0066)	0,0830*** (0.0169)
Univ. completo	0,1416 (0.4308)	0,2025 (0.259)	0,2633*** (0.0894)	0,3242*** (0.0909)	0,3850 (0.2605)

Errores estándares robustos. * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001.

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 8: Efectos marginales a los años de educación y a la calidad de la cohorte. Por aglomerado (Heckman)

Aglomerado	Años de educación	Calidad de la cohorte (matemática)	Aglomerado	Años de educación	Calidad de la cohorte (matemática)
Gran La Plata	0.0755*** (0.00507)	0.0590*** (0.00900)	Río Gallegos	0.0633*** (0.00558)	-0.00307 (0.00372)
Bahía Blanca - Cerri	0.0843*** (0.00372)	-0.0369*** (0.00443)	Gran Catamarca	0.0558*** (0.00521)	-0.0773*** (0.00607)
Gran Rosario	0.0547*** (0.00564)	-0.0239*** (0.00910)	Gran Salta	0.0689*** (0.00505)	-0.0203*** (0.00634)
Gran Santa Fe	0.0815*** (0.00712)	-0.00455 (0.00450)	La Rioja	0.0632*** (0.00589)	-0.0661*** (0.00656)
Gran Paraná	0.0545*** (0.00539)	0.0822*** (0.00600)	Gran San Luis	0.0658*** (0.00469)	-0.0102 (0.00744)
Posadas	0.0892*** (0.00552)	0.0203*** (0.00455)	Gran San Juan	0.0878*** (0.00433)	0.0446*** (0.00485)
Gran Resistencia	0.133*** (0.00515)	-0.00347 (0.00924)	Gran Tucumán - Tafí Viejo	0.0477*** (0.00472)	0.0797*** (0.00606)
Comodoro Rivadavia - Rada Tilly	0.0568*** (0.00492)	0.00667 (0.00707)	Santa Rosa - Toay	0.0903*** (0.00452)	0.0185*** (0.00453)
Gran Mendoza	0.0965*** (0.00491)	-0.0117** (0.00558)	Ushuaia - Río Grande	0.0880*** (0.00498)	-0.00255 (0.00536)
Corrientes	0.0976*** (0.00533)	-0.0298*** (0.00370)	CABA	0.0861*** (0.00758)	0.00917 (0.00885)
Gran Córdoba	0.0548*** (0.00458)	0.0391*** (0.00336)	Partidos del GBA	0.0767*** (0.00481)	0.0377*** (0.00757)
Concordia	0.0781*** (0.00520)	-0.0245*** (0.00284)	Mar del Plata	0.0894*** (0.00557)	-0.0505*** (0.00695)
Formosa	0.0589*** (0.00477)	0.221*** (0.00574)	Río Cuarto	0.0471*** (0.00494)	0.0951*** (0.00669)
Neuquén - Plottier	0.0541*** (0.00452)	-0.0843*** (0.00439)	San Nicolás - Villa Constitución	0.0809*** (0.00448)	-0.0160*** (0.00443)
Santiago del Estero - La Banda	0.0920*** (0.00436)	0.0800*** (0.00906)	Rawson - Trelew	0.0697*** (0.00458)	0.106*** (0.00416)
Jujuy - Palpalá	0.0510*** (0.00508)	0.0642*** (0.00429)	Viedma - Carmen de Patagones	0.124*** (0.00513)	-0.0512*** (0.00603)

Errores estándares entre paréntesis * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 9: Efectos marginales de las variables principales según Ec. (3.2). Puntaje de lengua como variable de calidad contextual, y su comparación con matemática

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Años estudio	0.0739*** (0.00233)	0.0808*** (0.00306)	0.0727*** (0.00466)	0.0782*** (0.00452)	0.0735*** (0.00478)	0.0736*** (0.00613)
Calidad (según matemática)	0.0298*** (0.00668)		0.0256*** (0.00626)		0.0036 (0.00892)	
Calidad (según lengua)		0.00244 -0.0039		0.00127 (0.00304)		-0.0137 (0.0094)
Experiencia laboral	0.0405*** (0.00385)	0.0452*** -0.00573	0.0379*** (0.00326)	0.0427*** (0.00516)	0.0435*** (0.00519)	0.0415*** (0.00472)
prob. rho=0	0.140	0.1400	0.0401	0.0354	0.0332	0.0271
Lambda	0.0728	0.0731	0.0986	0.106	0.0777	0.0759
VARIABLES DE EXCLUSIÓN	estudiante					
Ec. selección incluye:	género, estudiante					
Controles	Sin NE final		Con NE final		Con máx. N. E. padres	
N	8098	8098	8098	8098	5314	5314
N ponderado	6255739	6255739	6255739	6255739	4058004	4058004

Errores estándares robustos. * p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

Fuente: elaboración propia.

Tabla A 10: Efectos marginales de las variables principales en la especificación de la Ec. (3) incluyendo medida de calidad vía lengua como control adicional

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Años estudio	0.0739*** (0.00233)	0.0705*** (0.00354)	0.0727*** (0.00466)	0.0685*** (0.00622)	0.0735*** (0.00478)	0.0687*** (0.00529)
Calidad (según mate)	0.0298*** (0.00668)	0.0528** (0.025)	0.0256*** (0.00626)	0.0532** (0.026)	0.0036 (0.00892)	0.0330** (0.0159)
Calidad (según lengua)		-0.0276 (0.0249)		-0.0331 (0.0267)		-0.0373** (0.0158)
Experiencia laboral	0.0405*** (0.00385)	0.0369*** (0.00236)	0.0379*** (0.00326)	0.0335*** (0.00264)	0.0435*** (0.00519)	0.0390*** (0.00543)
prob. rho=0	0.1400	0.1412	0.0401	0.0425	0.0332	0.0379
Lambda	0.0728	0.0732	0.0986	0.0987	0.0777	0.0767
VARIABLES DE EXCLUSIÓN	estudiante					
Ec. selección incluye:	género, estudiante					
Controles	Sin NE Final		Con NE Final		Con Máx. N. E. Padres	
N	8098	8098	8098	8098	5314	5314
N ponderado	6255739	6255739	6255739	6255739	4058004	4058004

Errores estándares robustos. * p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01

Nota: (1) y (2) Ec. (3.2) sin nivel educativo finalizado. (3) y (4) Ec. (3.2) con nivel educativo finalizado.

(5) y (6) Ec. (3.2) con nivel educativo finalizado + Máx. nivel educativo de los padres.

Fuente: elaboración propia.

A. 3 Efectos marginales

Efecto marginal de los años de estudio (A_{ijt}) a partir de la Ec. (3. 2),

$$\frac{\partial y_{ijt}}{\partial A_{ijt}} = \beta_1 + \gamma_{12} C_{ijt} + \gamma_{14} P_j + \delta_1 C_{ijt} P_j$$

Es decir, el retorno marginal de un año adicional depende del nivel de calidad de la cohorte C , del aglomerado P y de la interacción de ambas variables.

Efecto marginal de la calidad contextual (C_{ijt}) a partir de la Ec. (2).

$$\frac{\partial y_{ijt}}{\partial C_{ijt}} = \beta_2 + \gamma_{12} A_{ijt} + \gamma_{13} P_j + \delta_1 A_{ijt} P_j$$

La ganancia asociada a una desviación estándar extra en calidad varía según los años de estudio A , el aglomerado P y su interacción. Los parámetros $\beta_1, \beta_2, \gamma_{12}, \gamma_{13}, \gamma_{14}$ y δ_1 son estimados en las regresiones con corrección de Heckman Ec. (3.2), mientras que A_{ijt} , $C_{(ijt)}$ y P_j y se evalúan en los valores específicos de cada individuo o el aglomerado.

