



ASOCIACIÓN ARGENTINA DE ESPECIALISTAS EN ESTUDIOS DEL TRABAJO

CONGRESO NACIONAL DE ESTUDIOS DEL TRABAJO
NUEVOS Y VIEJOS DESAFÍOS PARA LOS TRABAJADORES EN AMÉRICA LATINA.
Escenario regional, reformas laborales y conflictos

Buenos Aires, 2 al 4 de agosto de 2023

Evaluación del impacto laboral y educativo de PROGRESAR

Federico Favata, Universidad Nacional de San Martín (CIMAD-EEyN; UNSAM),
ffavata@unsam.edu.ar

Julian Gabriel Leone, Universidad de Buenos Aires (UBA) – Facultad de Ciencias Económicas (FCE-UBA) – Instituto Interdisciplinario de Economía Política (IIEP, BAIRES),
julian.leone@outlook.com

Jorge Damián Lo Cascio, Universidad de Buenos Aires (UBA) – Facultad de Ciencias Económicas (FCE-UBA) – Escuela Técnica, jorge.locascio@gmail.com

Fermín Marconi, Universidad de Buenos Aires (UBA) – Facultad de Ciencias Económicas (FCE-UBA) – Instituto Interdisciplinario de Economía Política (IIEP, BAIRES),
ferminmarconi@hotmail.com

Grupo Temático N°14. Políticas Sociales, Laborales y de la Seguridad Social

Alejandra Beccaria, Claudia Danani, Sergio Rottenschweiler y Daniela Soldano

Grupo Temático Alternativo N°12. Educación, estructura productiva y fuerza de trabajo

Coordinación: Graciela Clotilde Riquelme, Esther Levy y Natalia Herger

Resumen

El Programa de Apoyo a los Estudiantes Argentinos (PROGRESAR) es una transferencia monetaria condicionada a estudiantes de hogares desfavorecidos para impulsar la empleabilidad a través de incentivos educativos. En términos de cobertura y esfuerzo fiscal es la principal política dirigida a los jóvenes en Argentina.

En este trabajo, se estiman los impactos de este programa tanto en el mercado de trabajo como en materia educativa, objetivos explícitos de la política. Con este propósito, se utilizan dos modelos: diferencia en diferencias y una regresión discontinua. Cada uno de estos ejercicios utiliza una estrategia de identificación diferente para distinguir, mediante la Encuesta Permanente de Hogares, a los jóvenes elegibles (o no) como potenciales beneficiarios de la transferencia monetaria. Estas estrategias se basan en variables observables ligadas a la edad, los ingresos individuales y familiares, y distintas variables socioeconómicas entre las que se destaca la percepción de transferencias monetarias.

Los resultados preliminares no permitirían ser concluyentes en el impacto del programa como motor de un impulso significativo en las tasas de actividad y empleo, pero sí reflejan resultados más claros en torno a una mejora en el avance de años educativos. No obstante, el trabajo en su conjunto se encuentra atravesado por las limitaciones en la EPH como usina de datos, principalmente en cuanto a la identificación de beneficiarios y su seguimiento temporal que se requiere para observar con nitidez los efectos de la política.

Códigos JEL: I220, J230, J240

Palabras clave: Capital humano, Demanda laboral, Transferencias monetarias condicionadas, Educación, Evaluación de impacto

Introducción

Casi 5 millones de personas entre 18 y 24 años viven en Argentina, lo que representa el 11% de la población total y el 17% de las personas en edad de trabajar. Este grupo presenta mayores tasas de rotación laboral (no siempre voluntarias o que reflejen un círculo virtuoso), una inserción en empleos precarios y de baja productividad (Maurizio, 2011). Su vida laboral es más sensible a las turbulencias macroeconómicas, ya que son los primeros en ser despedidos durante las recesiones, teniendo que esperar hasta bien entrada la recuperación hasta ser contratados nuevamente (OIT y CEPAL, 2022). Esto se debe a menores costos de despido, tanto directos (indemnización) como indirectos (reemplazo de trabajos vacantes o habilidades). Para 2018, 6 de cada 10 personas menores de 20 años con trabajo asalariado eran informales. Este número solo disminuye a 4 de cada 10 entre los jóvenes de entre 20 y 25 años, donde el desempleo también triplicó el promedio de la población. Además, el persistente desajuste de habilidades, característico del mercado laboral argentino (Marshall & Groisman, 2013), es especialmente apremiante para los jóvenes (Favata, Leone & Lo Cascio, 2021). Fenómenos como estos, que pueden tener un origen circunstancial, pueden ensombrecer la vida de un trabajador a través de una menor acumulación de capital humano.

Frente a este problema, que con rasgos similares se replican tanto a nivel regional como global (Bussolo et al., 2018; OIT, 2020) – los gobiernos han respondido con diferentes tipos de "políticas de juventud". Un precursor argentino fue *Proyecto Joven* (1994-2000), cuyo objetivo era mejorar la inserción laboral a través de la capacitación laboral de jóvenes semicalificados. Más tarde vino el *Programa Jóvenes con Más y Mejor Trabajo* (PJMyMT). En 2014, el Gobierno argentino lanzó la que sería la política juvenil más significativa del país: el *Programa de Respaldo a Estudiantes Argentinos* (PROGRESAR), cuyo objetivo es fomentar la educación y la formación, y así mejorar la empleabilidad de los jóvenes. El programa se centra en personas desfavorecidas de entre 18 y 24 años. Con una cobertura de entre 500 mil y un millón de beneficiarios, dependiendo del año, este programa representa entre 0,2% y 0,3% del PIB, lo que lo convierte en la política juvenil más importante de Argentina y una de las más significativas de América Latina.¹

PROGRESAR apoya la finalización de la educación secundaria y los estudios de educación superior con becas y, en menor medida, proporciona capacitación en el trabajo para aquellos que optan por ella. Persiste, en su conformación, una teoría subyacente del cambio basada en la acumulación de capital humano en el enfoque estatal sobre el problema del empleo juvenil: su objetivo es reducir las privaciones multidimensionales y romper las trampas de la pobreza intergeneracional y la desigualdad a través de una transferencia de efectivo condicionada a la asistencia a la educación formal y/o la capacitación laboral.

Por diseño, este programa está dirigido a jóvenes de hogares de bajos ingresos. Se muestra que la focalización es en general exitosa (Tabla N.º 6 Apéndice): incluso bajo supuestos conservadores, el programa tiene un impacto positivo en varias medidas de desigualdad, tanto a nivel individual como familiar, aunque de poca magnitud en comparación con las proyecciones previas a la aplicación de PROGRESAR realizadas por De Giovambattista, Gallo y Panigo (2014). Siguiendo a Bustos y Villafañe (2011) y Gasparini, et al. (2017), se simuló una distribución contrafactual donde los ingresos individuales y familiares se comprimen por el monto de la transferencia de efectivo.²

¹ Recientemente, se amplió a los mayores de 16 años y se puede mantener hasta edades más avanzadas en algunos Casos

² Aunque los cambios pueden no ser grandes, esto se debe en gran medida a la baja representación de la población identificada como beneficiaria en la muestra. Dos Para Falta de notificación de En la encuesta, el impacto redistributivo real es probablemente mayor de lo estimado. Asimismo, vale aclarar que aquí solo se estima el impacto directo o de primera ronda.

En este artículo, se presenta una evaluación del impacto del PROGRESAR en los resultados laborales y educativos. Los indicadores elegidos fueron la tasa de actividad, empleo, los años de escolaridad y la asistencia escolar, ya que pueden construirse a partir de microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) realizada por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC). En cuanto a la construcción de la base de datos, las personas pueden ser rastreadas a lo largo de cuatro observaciones trimestrales en la encuesta, con dos períodos de intermitencia. El principal desafío en la construcción de este ejercicio radica en que los individuos no declaran explícitamente participar en PROGRESAR o cualquier otra política pública, requiriéndose distintas aproximaciones de cara a la identificación del grupo de tratados. Se emplean dos enfoques econométricos: un diseño de regresión discontinua (RDD) y un modelo de diferencia en diferencias (DiD) con asignación de tratamientos en distintos momentos del tiempo. Cada uno se basa en diferentes estrategias de identificación y se lleva a cabo en un marco de tiempo diferente.

En primer lugar, la estimación de RDD se lleva a cabo para 2014-2015 cuando aparece por primera vez PROGRESAR. Debido a las condiciones de elegibilidad, esto permite legítimamente utilizar la edad como una variable de fuerza, instrumentando el umbral de 25 años, más allá del cual ningún individuo puede recibir o haber recibido la transferencia. En este diseño, la diferencia alrededor del umbral entre los grupos elegibles y no elegibles según la edad se compara para aquellos que cumplen con todas las demás condiciones de elegibilidad y aquellos que no las cumplen (como placebo). El marco temporal garantiza que la comparabilidad en el umbral no se vea comprometida por la acumulación de tratamiento de períodos anteriores.

A su vez, el modelo DiD se estima para 2018-2020 para observar los posibles impactos en los nuevos participantes, induciéndose múltiples períodos de tratamiento replicando un Two Ways Fixed Effect (TWFE). Utilizando las condiciones de elegibilidad del programa, se identifica un grupo elegible y, dentro de este, se distinguen los grupos tratados y control. Esta estrategia se ubica en línea con Bustos y Villafañe (2011), quienes instrumentan la ayuda financiera total por parte del gobierno u otras entidades y las becas en el grupo elegible (donde el peso relativo del beneficio es alto) en cantidades compatibles con la transferencia de efectivo para ser tratadas. La comparación dentro de una población elegible de un grupo de tratados y control o individuos cerca de un umbral permite una mayor validez interna.

La combinación de estos enfoques separados (RDD con edad como variable de forzamiento) y DiD (identificación del grupo de tratados y control a través de cambios en la "suma de ayudas"), cada uno con sus ventajas y desventajas, debería conducir a resultados similares. En cambio, no se encuentran efectos sólidos o consistentes sobre la participación en la fuerza laboral, el empleo, los años de educación o la asistencia educativa. Estos resultados están en línea tanto en lo que respecta a la tasa de asistencia en el nivel superior con Peña (2016) como en las transiciones desempleo-empleo con Jiménez-Martínez y Jiménez-Martínez (2019).³

En lo que queda del artículo, se revisa la literatura sobre empleo juvenil, políticas juveniles y evaluación de experiencias similares; se describen los datos; y explican las metodologías y sus resultados de los ejercicios de DiD y RDD por separado.

³ Estos últimos autores encuentran, sin embargo, efectos positivos en cuanto a las transiciones de la inactividad y los diferenciales según la calidad del trabajo obtenido.

Revisión de la literatura

El problema del empleo juvenil ha inspirado un cuerpo sustancial de literatura en las últimas décadas. Parte de ella se refiere a la menor empleabilidad y mayor vulnerabilidad al desempleo que presentan los jóvenes en promedio en comparación con los adultos. Otros estudios se centran en la inseguridad y la intermitencia laborales, así como en la naturaleza (no) voluntaria de estas transiciones. Esto se debe a que las diferencias en las tasas de rotación de los adultos jóvenes pueden reflejar un círculo virtuoso de carreras ascendentes –lo que Johnson (1978) llama "job shopping", con predominio de transiciones voluntarias–, o podría reflejar inseguridad laboral y transiciones forzadas. En el primer caso, la movilidad voluntaria se asocia a las primeras etapas de la carrera laboral, marcadas por una alta rotación y búsqueda de mejores empleos, mientras que esta actividad se aligera a medida que se acumula más experiencia y mejora el emparejamiento (Klerman y Karoly, 1994). El segundo caso corresponde al empleo precario, a puestos inherentemente más inestables y a transiciones que no dan lugar a una mayor tasa de acumulación de habilidades que conduciría a mejores salarios futuros (Neumark, 1998). Si este proceso se vuelve duradero, puede constituir un mecanismo de exclusión social con consecuencias negativas permanentes (Royalty, 1998), especialmente para las mujeres (Corcoran; 1982), que tiene lugar debido a una erosión del capital humano o si los empleadores utilizan la experiencia laboral previa como un indicador de la productividad de un trabajador⁴

Para América Latina, y especialmente para Argentina, la investigación sugiere que una mayor rotación se asocia con jóvenes en empleos más precarios, con calificaciones más bajas y en actividades con mayor inseguridad laboral, apoyando la hipótesis de transiciones involuntarias y un mercado laboral segmentado (Maurizio, 2011). Además, la dinámica laboral argentina muestra una persistente falta de correspondencia entre la oferta y la demanda de calificaciones (Marshall & Groisman, 2013). A pesar de no ser exclusivo del segmento joven, este fenómeno es más prevalente en el caso de edades más tempranas (Favata, Leone & Lo Cascio, 2021).

Los gobiernos buscan remediar este problema con políticas públicas. Estos no sólo se centran directamente en el desempleo juvenil, sino que también tienen como objetivo "suavizar" la transición escuela-empleo (Osterman e Iannozzi, 1993). Diferentes teorías justifican este tipo de intervenciones. Uno de ellos postula que las restricciones de liquidez, las fallas de información, la miopía o la desalineación entre los intereses de padres e hijos, pueden resultar en un nivel subóptimo de demanda educativa (Le Grand, Propper y Robinson, 1992). Un segundo argumento se concentra en el papel de la educación como fuerza igualadora (Goldin y Katz, 2010, Alejo, Gabrielli & Sosa-Escudero, 2014). Mientras tanto, un tercero argumenta a favor de la importancia de las diferentes externalidades que la educación conlleva más allá de sus beneficios privados y de mercado. (Münich y Psacharopoulos 2018; Schäferhoff, *et al.*, 2016).

Por otro lado, hay argumentos en contra de estas intervenciones. Entre los más destacados, se destaca que, debido a las complementariedades dinámicas del capital humano, se podrían obtener mayores beneficios al enfocar las políticas públicas en la primera infancia (Heckman, 2008; Bernal y Camacho, 2010; Cunha y Heckman, 2007; Bertranou y Casanova, 2015; Jenkins y otros 2003). Otros matizan la noción de que las políticas de juventud "llegan demasiado tarde". Por ejemplo, Kilpi-Jakonen (2012) y Stenberg de Luna & Westerlund (2011) encuentran efectos significativos de

⁴ Feldstein y Ellwood (1979) es un estudio pionero sobre el tema. Con base en la Current Population Survey (EE.UU.), muestran la importancia de las calificaciones de los jóvenes para explicar sus trayectorias laborales. Clark y Summers (1982) es Otra contribución fundamental, explorando las diferentes caras del desempleo juvenil y mostrando su concentración entre los jóvenes poco calificados. Holzer y LaLonde (1998) estudian la estabilidad del empleo en los jóvenes utilizando la Encuesta Nacional Longitudinal de la Juventud. Topel y Ward (1992) mencionan efectos positivos en los ingresos de la alta movilidad de los jóvenes.

las intervenciones en edades avanzadas. Finalmente, trabajos como los de Crépon et al. (2013) advierten sobre los efectos del desplazamiento en intervenciones que no aumentan la demanda de mano de obra, sino que facilitan el emparejamiento para un grupo de beneficiarios a expensas de otros trabajadores. Para Argentina, Favata, Leone y Lo Cascio (2021) muestran que la brecha observada para los puestos con mayor calificación no se explica completamente por las diferencias educativas, lo que apunta a la presencia de otros factores más allá de la educación en el problema del empleo juvenil.⁵

Entre las políticas juveniles, existen políticas activas del mercado laboral (PAMT) e incentivos educativos. Las PAMT, a su vez, se clasifican entre las basadas en la formación (en el aula o en el trabajo), las que ayudan en la búsqueda de empleo, las que subvencionan el empleo privado y aquellas en las que el Gobierno se convierte directamente en el empleador (Card, Kluve y Weber, 2017). Estos autores, así como Escudero et al. (2019), señalan al primer grupo, el que opera vía formación de capital humano, como el que resulta en mayores retornos en el mediano plazo en términos de empleo formal e ingresos, contabilizando los beneficios en su totalidad alrededor del segundo o tercer año desde la intervención. A través de la educación y la capacitación, este tipo de políticas buscan mejorar el desempeño futuro en el mercado laboral, reduciendo la desigualdad de ingresos en el futuro (Mayer, 2002) y rompiendo las trampas de la pobreza intergeneracional (Cetrángolo, 2020). Curiosamente, ambos metaanálisis de Card, Kluve y Weber (2017) y Escudero et al. (2019) no encuentran diferencias significativas en los resultados al comparar estudios experimentales con cuasiexperimentales.

Con respecto a los incentivos educativos, los medios principales son becas, créditos y deducciones fiscales. Entre ellas, las becas, con efectos significativos en la reducción de las brechas educativas en el segmento juvenil (Deming & Dynarski, 2010), combinan las ventajas de menores costos psicológicos que conllevan los mecanismos de crédito (Marx & Turner, 2018) con mayor prominencia, y por lo tanto mayor impacto, en comparación con las deducciones fiscales (Hoxby & Bulman, 2016; LaLumia, 2012). Cabe señalar que una transferencia condicional a la educación es equivalente a una beca educativa.⁶

Entre las evaluaciones de políticas de juventud en América Latina, la evaluación del *Proyecto Joven* de Argentina muestra que cerca del 30% de los graduados en los cursos de capacitación fueron empleados inmediatamente después del programa (Castro, 1999), disminuyendo más de medio mes después de que terminaron las pasantías (Gluz y Moyano, 2016). A su vez, Attanasio, Kugler y Costas (2011) evaluaron experimentalmente *Jóvenes en Acción* de Colombia, que entre 2001 y 2005 proporcionó tres meses de capacitación presencial y tres meses de pasantías a jóvenes entre 18 y 25 años en los cuantiles más bajos de la distribución del ingreso, encontrando efectos significativos en sus salarios (8% más altos para los hombres y 18% para las mujeres). Para el programa *peruano PROJoven*, Ñopo, Robles & Saavedra (2002) utilizan una técnica de emparejamiento de puntaje de propensión, demostrando que resulta en efectos positivos en cuanto a inserción, ingresos, horas trabajadas y brecha de género. Mata & Hernández (2015) encontraron a través del método Propensity Score Matching que los Avancemos de Costa Rica, para edades de 12 a 25 años, redujeron las tasas de deserción escolar en un 14% mientras ayudaban a los niños en extrema pobreza a regresar a la escuela. Más cerca de PROGRESAR⁷, *Jóvenes Construyendo el Futuro* de

⁵ A su vez, la proporción de jóvenes que realizan tareas con cero requisitos es muy superior al promedio de la distribución de la población, a pesar de porcentajes con bajo nivel de educación que son muy similares al promedio de la población total.

⁶ Como asociado con el riesgo de reembolso, especialmente relevante para un intrínsecamente vulnerable población.

⁷ Para la comparación de escalas, en 2007, según la secretaría técnica de la *Avancemos*, este reunió a 94.621 beneficiarios (casi la mitad de estos, distribuidos entre 15 y 17 años) con un presupuesto de más de 21 mil millones de colonos (LCU).

México se destaca como una transferencia generosa destinada a generar experiencia laboral para los jóvenes y facilitar su acceso al mercado laboral. Rubio Ugalde, Razo Zamora y Loredó Castillo (2022) utilizan un modelo de diferencia en diferencia y no encuentran evidencia de sus efectos. En el mismo país, existen otros programas, aunque de menor alcance, como *el Ingenio Joven*, que tiene como objetivo mejorar la transición escuela-trabajo a través de becas en áreas estratégicas, pero con menor cobertura.

Otros antecedentes próximos a este estudio son: Bustos y Villafañe (2012) y UNICEF (2017), quienes evalúan el impacto de la *Asignación Universal por Hijo* de Argentina con datos de la Encuesta Permanente de Hogares utilizando una estrategia de diferencia en diferencias similar a la de este trabajo; Panigo et al. (2014), que realizan un estudio prospectivo del impacto distributivo de la PROGRESAR basado en microsimulaciones; y Peña (2016) y Jiménez-Martínez & Jiménez-Martínez (2019), quienes, respectivamente, evalúan a través de la diferencia en diferencias el impacto de la PROGRESAR en la matrícula universitaria y las transiciones laborales. Sin embargo, la estrategia de identificación de estos autores se basa en comparar directamente las poblaciones elegibles y no elegibles.⁸

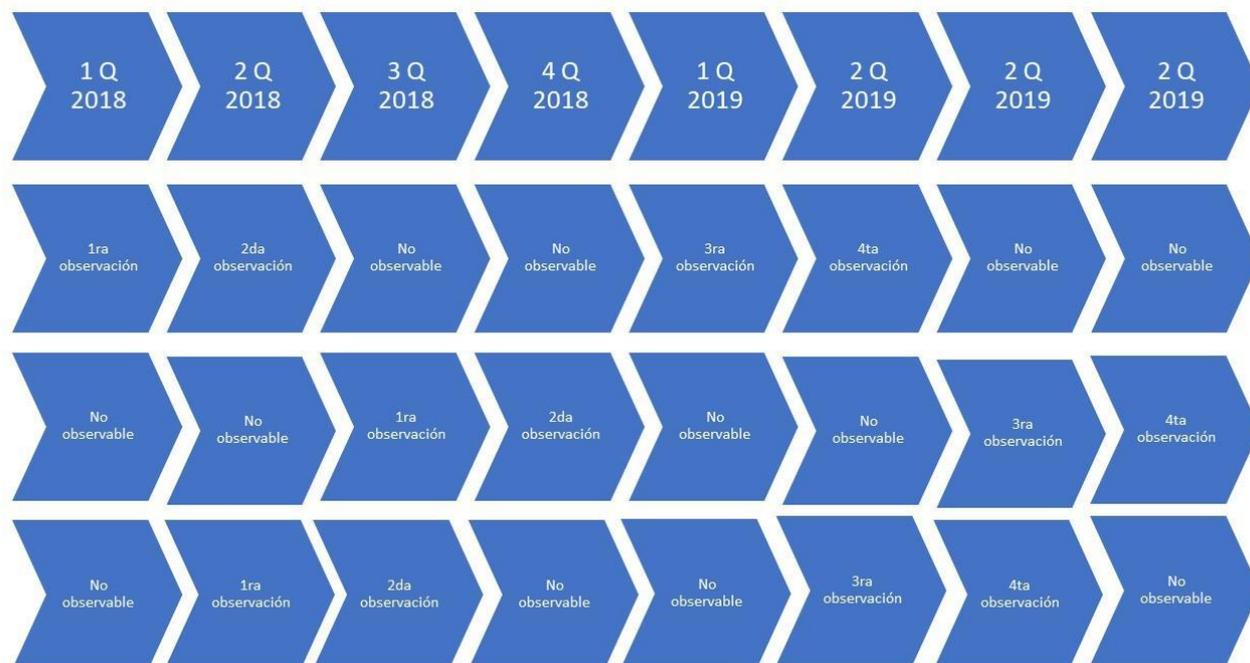
Datos

Se utilizan microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares (EPH) del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC) de Argentina. El operativo cubre 31 aglomerados urbanos, con una tasa de cobertura estadística de aproximadamente el 62% de la población urbana del país.

Estos datos, a través de una identificación única, permiten seguir a los individuos durante cuatro periodos (observaciones) trimestrales de manera no continua. Así, una persona es encuestada durante dos trimestres consecutivos, luego tiene dos trimestres de descanso y vuelve a ser encuestado durante dos trimestres más. Por ejemplo, una persona "i" es encuestada en el 1er trimestre de 2018 y el 2do trimestre de 2018 y luego en el 1er trimestre de 2019 y, finalmente, en el segundo trimestre de 2019. En otras palabras, en la estructura de rotación de la muestra de EPH, es posible que los individuos sean observados como máximo cuatro veces durante un período de 18 meses dado que son entrevistados en dos trimestres consecutivos, abandonan el panel en los dos siguientes y son entrevistados nuevamente en los dos trimestres siguientes, tal como muestra la imagen a continuación. Esto permite crear un panel equilibrado con las variables de interés para la primera, segunda, tercera y cuarta observación de individuos, estableciendo transiciones entre el momento inicial y final tanto para las variables laborales como educativas.

⁸ Y otros métodos en el caso de Peña (2016).

Diagrama N.º 1. Ejemplos de frecuencia de avistamiento individual en EPH



Fuente: elaboración propia

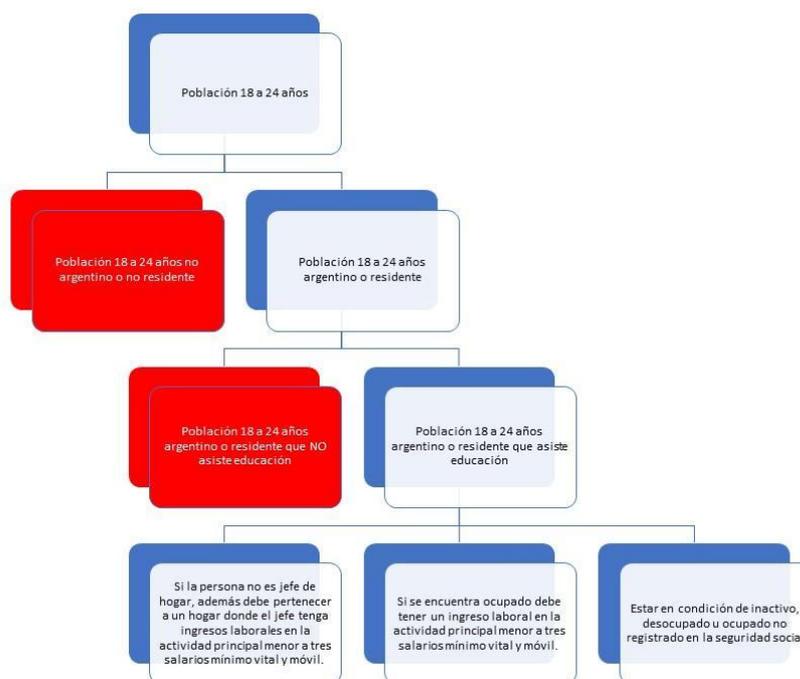
Cabe aclarar que, en la EPH, los individuos no declaran en forma precisa y detallada los beneficios de la seguridad social, las becas de estudio o transferencias de ingreso o ayudas privadas. Por lo general, estos montos suelen ser diferenciados en preguntas vinculadas con ingresos no laborales que refieren a subsidios o ayudas sociales (en dinero) de gobiernos, iglesias, u otras instituciones (código de pregunta V5_M) y/o cuando se indagan becas de estudio (código de pregunta V11_M). Por lo tanto, existe una incertidumbre inherente con respecto a quiénes son beneficiarios de PROGRESAR o de cualquier otra política pública dentro de la muestra. Los individuos declaran la cantidad de ingresos que reciben de transferencias gubernamentales o asistencia social, por un lado, y becas, por el otro, pero sin especificar a qué programa o subsidio pertenecen el o los montos que perciben. Por lo tanto, la identificación de los grupos de tratados y control para la regresión de diferencias en diferencias debe ser rigurosa en lo que refiere a las condiciones socioeconómicas de elegibilidad para acceder a PROGRESAR. Se utiliza un procedimiento similar al de Peña (2016) o Bustos, Giglio & Villafañe (2012) para la *Asignación Universal por Hijo*, se utilizan para construir la población elegible.

Así, la primera clasificación identifica dos grandes grupos poblacionales: el llamado "grupo elegible" tiene los requisitos formales para percibir la transferencia monetaria condicionada asociada a PROGRESAR. En tanto el "grupo no elegible" no cumple con al menos uno de los requisitos formales para recibir la transferencia monetaria. Dentro del grupo elegible, las condiciones individuales y socioeconómicas que determinan la percepción de la transferencia monetaria son:

- Tener entre 18 y 24 años
- Ser argentino o tener residencia permanente en el territorio nacional (más de cinco años).
- Asistir a un establecimiento educativo secundario, terciario o universitario.

- Estar inactivo, desempleado o empleado no registrado en la seguridad social.
- Para los ocupados dados de alta en la seguridad social, deben tener unos ingresos laborales en la actividad principal inferiores a un salario mínimo (2014-2018) o tres (desde 2018)
- Si la persona no es la cabeza de familia, también debe pertenecer a un hogar donde el jefe tenga un ingreso laboral en su trabajo principal de menos de un salario mínimo (2014-2018) o tres (desde 2018).

Diagrama N.º 2. Árbol de clasificación de la población



Fuente: elaboración propia

Con estas condiciones, es posible identificar tanto a los beneficiarios potenciales o grupo elegible (celeste) de PROGRESAR como a aquellos que no son elegibles (rojo). Mientras que el grupo de "no elegibles" incluye a aquellos entre 18 y 24 años que no cumplen con algunos de los otros requisitos, los "elegibles" son personas de la misma edad que cumplen con todos los requisitos socioeconómicos, tanto a nivel individual como familiar.

Diseño de regresión discontinua

Metodología

La primera estrategia utilizada para estimar el efecto causal de la política es un Diseño de Regresión Discontinua (RDD). Funciona atribuyendo al efecto del tratamiento (PROGRESAR), la diferencia en las variables de resultado por un lado y el otro de un umbral o valor de corte definido en otra variable, conocida como la "variable de forzamiento". Este umbral generalmente resulta de una decisión administrativa y afecta de manera discontinua la probabilidad de recibir tratamiento. En otras palabras, significa ejecutar una regresión que, en el caso de un polinomio de primer orden, es equivalente a la siguiente ecuación:

$$Y_{it} = a + d D + b_1 (X_{it} - c) + b_2 D (X_{it} - c) + e_{it}$$

Donde Y es la variable de resultado (participación en la fuerza laboral, empleo, años educativos avanzados), D es una variable ficticia que toma un valor de 1 para los valores de la variable de forzamiento (X) compatible con una mayor probabilidad de ser tratada dada su posición relativa al punto de corte (c), y un valor de 0 en caso contrario.

Así, la primera alternativa, es considerar como variable de forzamiento la cantidad de ingreso derivado de transferencias, subsidios o becas de estudio en categorías compatibles con PROGRESAR. El monto de la transferencia en 2014 se tomaría como límite, por lo que se supone que las personas elegibles que reciben tratamiento permanecen a la derecha del umbral y las elegibles que no participan en el programa permanecen en el lado izquierdo, Vale aclarar que se consideran los montos de transferencias complementarias con otras políticas sociales preexistentes que pudieran engrosar el monto total de los ingresos considerados como ayuda social o becas de estudio. El límite de 480 ARS corresponde al 80% de la transferencia monetaria y al cumplir las condicionalidades del programa se abona el 20% restante para completar los 600 ARS. Esta estrategia de identificación va en línea con las contribuciones de Maurizio & Monsalvo (2017) sobre la identificación de beneficiarios de políticas sociales en la EPH-INDEC, se observa que algunos hogares podrían reportar diferentes agregaciones temporales de las transferencias, es decir, algunos pueden reportar el 80% del monto de la prestación, correspondiente al primer pago, mientras que otros el monto total. Además, se debe considerar la posibilidad de errores y aproximaciones realizadas al responder la encuesta⁹. Para minimizar la posibilidad de errores de identificación, se inspecciona la frecuencia de los valores de cada variable en 2014 y 2013 (antes del inicio del programa). Este procedimiento muestra que la frecuencia de valores alrededor de 480 ARS es mayor después del primer trimestre de 2014.

Sin embargo, no fue posible identificar suficientes personas que reportaron ingresos por transferencias monetarias en los montos de PROGRESAR. Esto puede deberse a la novedad de la política durante el período de estudio, así como a problemas de identificación en la encuesta con respecto al desglose de las fuentes de ingresos. De hecho, los datos descriptivos muestran que más del 90% de la población no informa haber recibido transferencias monetarias vinculadas al gobierno o becas de estudio.

Esto hace necesario considerar estos ejercicios como resultados no relevantes y elegir otra estrategia para observar el impacto a través de esta metodología con el fin de abordar las limitaciones asociadas con el reporte de ingresos en la EPH-INDEC, así como el sesgo de autoselección, se emplea un enfoque alternativo de RDD con la edad como variable de forzamiento. Este método permite un mayor tamaño de muestra y un mayor poder estadístico, lo que permite detectar mejor el efecto causal. La razón es que entre los mayores de 25 años cuando se lanzó la política no habrá ninguno que se haya beneficiado de esta, mientras que la cantidad será positiva para los que están por debajo del umbral. Luego, los resultados se comparan en 2015 para aquellos elegibles de acuerdo con criterios distintos de la edad, como para aquellos que no son elegibles (como placebo). Por lo tanto, si PROGRESAR tuvo un efecto en su primera aplicación, se deben observar discontinuidades en los resultados en el umbral de 25 años entre los jóvenes elegibles en función de las características socioeconómicas, pero no entre los que no eran elegibles.

Este diseño, *a priori*, satisface los supuestos fundamentales necesarios para la validez de RDD. En primer lugar, en principio, sólo el tratamiento es discontinuo en el umbral, ya que ningún otro factor afecta a la población de 24 años que no afecte a la población de 25 años en el lugar y período estudiados. Aunque los efectos de edad y cohorte entran en juego cuando se comparan los resultados de empleo y educación de individuos de diferentes edades, estos operan continuamente a

⁹ Las cantidades informadas en la encuesta generalmente se redondean.

lo largo de la variable de forzamiento. Sin embargo, podría haber efectos de cohorte heterogéneos que se correlacionen con la elegibilidad del programa. Esto representará un problema para la estrategia de RDD si compite como fuente de explicación de las diferencias encontradas. La continuidad y el equilibrio de la distribución de la variable de forzamiento alrededor del umbral se verifican con una prueba de densidad (véase la figura 1, apéndice); Esto muestra que la ubicación de los individuos con respecto al umbral no es endógena y, por lo tanto, la no clasificación selectiva a través de la condición límite, como se esperaba ya que las personas no eligen su edad. Esta metodología tiene la ventaja de evitar los problemas relacionados con las variables de ingreso en la EPH. Sin embargo, también tiene algunas desventajas. En primer lugar, solo estima los efectos en el margen, es decir, en la población de 24 personas. En segundo lugar, la variable edad se define operacionalmente como una variable discreta en la EPH-INDEC, que es una violación ¹⁰*stricto sensu* de los supuestos RDD, mientras que también reduce la variabilidad en la variable dependiente y aumenta el riesgo de sobreajuste.

En cuanto a la elección del marco temporal 2014-2015 para el estudio RDD, es esencial tener en cuenta que la duración del programa no está limitada. Por lo tanto, a medida que pasan los años desde su lanzamiento, la cantidad máxima de tratamiento que un individuo puede haber acumulado tiende a variar linealmente con la edad. A medida que los plazos se toman más allá del año de lanzamiento, la discontinuidad en la probabilidad de ser asignado al tratamiento desaparece. Por esta razón, se seleccionan 2014 y 2015 como marco temporal para este estudio, en el que la relación entre la probabilidad de asignación al tratamiento y la edad es más cercana a la de una función truncada.¹¹

Resultados

Los resultados de la RDD con el uso de la edad en el 1er trimestre de 2014 como variable de forzamiento conducen a resultados positivos tanto para ingresar al mercado laboral como para conseguir un empleo (Tablas 1 y 2). Dado que la interpretación de los coeficientes, requiere considerar el signo opuesto al del efecto del tratamiento en la variable resultado, donde el grupo (con potencial) tratamiento se ubica debajo del umbral de la variable de puntaje, se optó por colocar en las tablas de resultados el coeficiente con signo opuesto para facilitar su lectura. En este sentido se observa un efecto en torno a una mayor tasa de actividad y empleo para la población elegible para el programa.

Estos resultados son robustos frente a la inclusión de controles (género, renta familiar y empleo y empleo formal del individuo en el 1er trimestre de 2014 y el del jefe de hogar) y estables en el signo de los coeficientes a través de diferentes especificaciones polinómicas. Esta discontinuidad es notable pese a que las tasas de actividad y empleo suelen aumentar cuando los jóvenes se aproximan a los 25 años, es decir, dejan la etapa de la juventud más asociada a la educación (formación). Por el contrario, los no elegibles no presentan una discontinuidad significativa en el umbral, lo que reforzaría tanto la validez del diseño como los resultados asociados a PROGRESAR. Del mismo modo, se verifica el supuesto de que no hay clasificación selectiva a través del límite, por lo que estos resultados no se explican por las diferencias de densidad en ambos lados del umbral (véase el gráfico n.º 1 del apéndice). Sin embargo, algunos umbrales irrelevantes de las pruebas de placebo conducen a resultados estadísticamente significativos, lo que requiere precaución al considerar la importancia de los coeficientes en el punto de corte de 25 años.

¹⁰ Esto no habría sucedido, por ejemplo, si 18 hubieran sido elegidos como límite, por obvio. Razones.

¹¹ La función converge a una función de rampa. Sin embargo, el diseño de torcedura de regresión no se puede implementar en este entorno debido al marco de tiempo máximo a lo largo del cual se puede seguir a un individuo, que debería ser más largo para conocer sus condiciones socioeconómicas antes de que se lanzara el programa.

Por otra parte, no se encuentran efectos significativos para el avance de años de educativos (Tabla 3). Esto puede deberse a que el umbral de 24 años suele ser un momento en cual el periodo de educación formal está pronto a finalizar o ya ha finalizado, con el cual el avance en los años educativos se ralentiza o detiene. Así, es posible que el resultado de la RDD para la variable avance de años educativos no sea representativo en el umbral, más cuando a la derecha del punto de corte (mayor de 25 años) solo un pequeño porcentaje de la población continúa estudiando. Los errores estándares son mayores, en algunos casos, que el efecto encontrado.

Tabla N.º 1. RDD (2014-2015). Participación en la fuerza laboral (Y), edad (X)

Polinomio Orden	Elegibles				No elegibles			
	Primero		Segundo		Primero		Segundo	
	No	Sí	No	Sí	No	Sí	No	Sí
Conventona l	0,236 ***	0,248 ***	0,482 ***	0,492 ***	0,087 *	0,0810	0,180 *	0,178 *
	(0,0310)	(0,0310)	(0,0500)	(0,0500)	(0,0420)	(0,0420)	(0,0710)	(0,0720)
Bias-correcte d	0,482 ***	0,492 ***	0,570 ***	0,598 ***	0,180 ***	0,178 ***	0,1330	0,1350
	(0,0310)	(0,0310)	(0,0500)	(0,0500)	(0,0420)	(0,0420)	(0,0710)	(0,0720)
Robust	0,482 ***	0,492 ***	0,570 ***	0,598 ***	0,1800	0,178 *	0,1330	0,1350
	(0,0500)	(0,0500)	(0,0500)	(0,0950)	(0,0710)	(0,0720)	(0,1340)	(0,1350)
Efecto izquierda N	2144	2144	2144	2144	1052	1045	1052	1045
Efecto derecha N	1918	1918	1918	1918	1348	1342	1348	1342

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC. Núcleo triangular. Ancho de banda = 7

Tabla N.º 2.. RDD (2014-2015). Empleo (Y), edad (X)

Polinomio Orden	Elegibles				No elegibles			
	Primero		Segundo		Primero		Segundo	
	No	Sí	No	Sí	No	Sí	No	Sí
Conventional	0,245 ***	0,254 ***	0,497 ***	0,504 ***	0,0670	0,0600	0,159 *	0,155 *
	(0,0310)	(0,0310)	(0,0510)	(0,0510)	(0,0430)	(0,0430)	(0,0740)	(0,0740)
Bias-correcte d	0,497 ***	0,504 ***	0,5930	0,615 ***	0,159 ***	0,155 ***	0,1340	0,1370
	(0,0310)	(0,0310)	(0,0510)	(0,0510)	(0,0430)	(0,0430)	(0,0740)	(0,0740)
Robust	0,497 ***	0,504 ***	0,5930	0,615 ***	0,159 *	0,155 *	0,1340	0,1370

		(0,0510)	(0,0510)	(0,0970)	(0,0970)	(0,0740)	(0,0740)	(0,1380)	(0,1400)
Efecto. izquierda	N	2144	2144	2144	2144	1052	1045	1052	1045
Efecto. derecha	N	1918	1918	1918	1918	1348	1342	1348	1342

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC. Núcleo triangular. Ancho de banda = 7

Tabla N.º 3. . RDD (2014-2015). Avance años educativos (Y) Edad (X)

Polinomio Orden Mandos	Elegibles				No elegibles				
	Primero		Segundo		Primero		Segundo		
	No	Sí	No	Sí	No	Sí	No	Sí	
Conventional	0.593 **	0.687 **	0.292	0.386	0.066	0.085	-0.296	-0.245	
	(0.235)	(0.233)	(0.379)	(0.375)	(0.310)	(0.299)	(0.514)	(0.493)	
Bias-corrected	0.292	0.386	0.645	0.896 **	-0.296	-0.245	-0.232	-0.101	
	(0.235)	(0.233)	(0.379)	(0.375)	(0.310)	(0.299)	(0.514)	(0.493)	
Robust	0.292	0.386	0.645	0.896	-0.296	-0.245	-0.232	-0.101	
	(0.379)	(0.375)	(0.688)	(0.685)	(0.514)	(0.493)	(0.940)	(0.917)	
Efecto. izquierda	N	1933	1933	1933	1933	946	940	946	940
Efecto. derecha	N	1645	1645	1645	1645	1015	1012	1015	1012

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC. Núcleo triangular. Ancho de banda = 7

Los resultados de la estrategia utilizada de RDD para la estimación del efecto del PROGRESAR tanto en las trayectorias educativas como en las características laborales requirieron un abordaje acotado en torno a una dimensión de edad exclusivamente. Así, el PROGRESAR parece relacionarse con becarios que no poseen trabajo, independientemente de que estén en la búsqueda o no de un empleo. Este moderado efecto del PROGRESAR en torno al egreso de la fuerza laboral, presumiblemente atribuido a objetivos de avance educativo, aún obliga a ser conservadores en el resultado dado el análisis estadístico de placebos. En base a ello, el ejercicio de RDD requiere complementarse como un abordaje econométrico adicional que utilice una estrategia de identificación diferente. El análisis conjunto de ambos resultados permitirá aportar mayor robustez y validez externa a las estimaciones, así como una imagen más completa del fenómeno.

Diferencia en diferencias

Metodología

El segundo enfoque es a través de un modelo de diferencia en diferencias que combina un tratamiento en distintos momentos del tiempo. En este método, aquellos identificados como

beneficiarios de la transferencia monetaria forman el grupo de tratado, y su desempeño se compara durante el período 2018-2020 con un grupo de control, compuesto por aquellos individuos que conforma el grupo elegible, pero que no reciben la transferencia. En consecuencia, el efecto causal del tratamiento se atribuye entonces a la diferencia entre estos dos grupos en la diferencia en los resultados antes y después del tratamiento.

Para que la aplicación del modelo sea válida, deben cumplirse tres condiciones. La primera es que las características, en términos medios, de los grupos tratados y de control deben ser las mismas en ausencia del programa. La segunda es que el tratamiento no debe afectar al grupo de control directa o indirectamente. Finalmente, los resultados de aquellos en el grupo de control deben responder de la misma manera que los del grupo tratado si fueron tratados, es decir, deben reaccionar al programa de manera similar. Si se cumplen estas tres condiciones, la diferencia en el cambio entre períodos de los resultados entre los dos grupos observada sería atribuible a la existencia de la política de interés, lo que permitiría identificar su impacto causal. Para medir la solidez de estos supuestos, se realiza una prueba de robustez que consiste en buscar tendencias paralelas entre los grupos antes del tratamiento.

Por otro lado, los posibles sesgos de selección deben ser necesariamente considerados. Estos se manifiestan cuando las razones para participar en el programa se correlacionan con los resultados. Esto puede suceder si aquellos en el grupo de control se excluyen del tratamiento de una manera que se correlaciona con los resultados. En consecuencia, además de comparar los resultados del grupo tratado con aquellos elegibles para el programa pero que decidieron no participar, se agregan variables socioeconómicas como el género o el salario como controles.

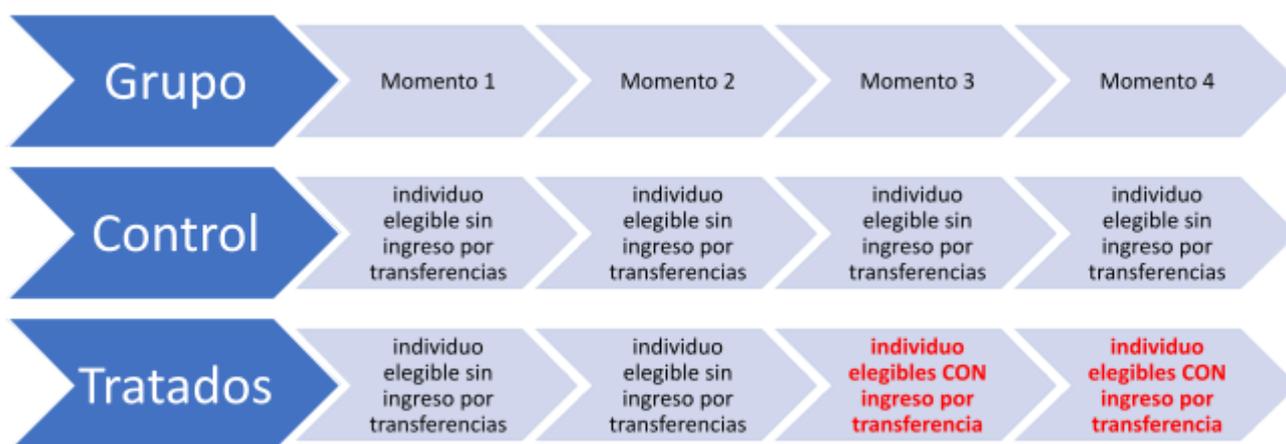
Teniendo en cuenta lo explicado hasta ahora, se establece la siguiente forma reducida:

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 \text{Treated}_i + \beta_2 \text{Post}_t + \gamma (\text{Treated}_i \text{Post}_t) + \theta X_{it} + \Omega_{it} + u_{it}$$

Donde Y es la variable de resultado relevante, Treated_i es una dummy para pertenecer al grupo tratado, y Post_t es una dummy temporal. Se incluye un término de interacción entre estas dos últimas variables, así como un conjunto de controles a nivel individual y familiar (X_{it}), como el género, el tipo de empleo del jefe de hogar y la región. Dada la comparación entre tratados en distintos momentos del tiempo y aquel grupo de control, resulta indispensable la inclusión de efectos fijos y temporales que permitan absorber el hecho de que la intervención difiriera en momentos y contextos disímiles (Ω_{it} .)

Se cuenta con un panel de datos disponibles donde cada individuo como máximo fue observado cuatro veces durante un período temporal de 18 meses con una ventana observación de dos trimestres consecutivos, abandonando el panel en los dos siguientes y nuevamente son entrevistados en los dos trimestres siguientes. En consecuencia, se optó por definir cuatro momentos de observación para cada individuo sabiendo que los momentos de observación no serán iguales para toda la muestra durante el periodo 1er trimestre 2018 1er trimestre 2020, pero también asumiendo que los individuos es posible que reciban el tratamiento en diferentes momentos temporales. Sin embargo, la definición del grupo de control y tratados se realiza considerando que en los dos primeros momentos los individuos pertenecen al grupo elegible, pero no perciben ingresos compatibles con la transferencia monetaria de PROGRESAR. El tratamiento se asigna entre el momento 2 y el momento 3, lo cual hace que el grupo de control se identifique con los individuos elegibles sin ingresos por transferencias, en cambio el grupo de tratados se compone de individuos que perciben ingresos por transferencias. Por último, es en el momento 4 donde las características correspondientes a la variables regresadas resultan analizadas. Tal como se muestra en el siguiente diagrama:

Diagrama N.º 3 Momento de observación de individuos control y tratados en el panel de datos.



Fuente: elaboración propia

De esta manera, el enfoque DiD con tratamiento en distintos momentos (TWFE) es complementario al enfoque RDD. Utiliza una estrategia de identificación diferente y se centra en un marco de tiempo diferente, aumentando la validez externa. Por lo tanto, el análisis conjunto de ambos resultados proporciona una mayor robustez y refleja una imagen más completa del fenómeno.

De esta manera, el enfoque DiD es complementario al enfoque RDD por dos razones principales: primero, RDD solo se puede usar en el período inicial de la política, debido a los obstáculos para el tratamiento que identifican acumulaciones en individuos después. Sin embargo, en el enfoque de DiD, esto no es un problema, lo que permite la evaluación de impacto en un período temporal más cercano y una discriminación más precisa entre los grupos tratados y control. En contraste, RDD enfrentó los problemas que hicieron imposible diferenciar los dos grupos con precisión, lo que exigió el uso de una variable de forzamiento, como la edad.

Resultados

Un análisis preliminar de las estadísticas descriptivas de las transiciones laborales (ver Tabla N.º 7 en el Apéndice) muestra una mayor propensión de los individuos en el grupo elegible a la transición a la inactividad de todos los estados en comparación con la media del grupo de edad (18-25)

durante el período 2018-2020. Sin embargo, entre la población elegible, las transiciones en los grupos de control y tratados son muy diferentes. El grupo control muestra valores de mantenimiento del empleo (66%) mucho más altos que el grupo tratado (44%), y en general, el grupo tratado tiene una mayor probabilidad de transición a la inactividad de todos los estados. Además, las transiciones empleo-desempleo son más del doble de frecuentes en el grupo tratado.

La evidencia presentada en la Tabla N.º 4 sugiere que no se cumple estrictamente un supuesto de comparabilidad entre los grupos basado en tendencias paralelas en las variables LFP y empleo. Como resultado, los resultados obtenidos no se consideran lo suficientemente válidos para la extracción de conclusiones causales rigurosas. Esta falta de comparabilidad puede deberse a la naturaleza volátil de las transiciones laborales en los jóvenes, así como a los sesgos inherentes en el mercado laboral juvenil. En un estudio previo de Favata, Leone y Lo Cascio (2022), se observó que los determinantes del empleo juvenil y sus ingresos laborales están relacionados con el origen socioeconómico del hogar, como se evidencia utilizando tanto modelos MCO como un modelo de corrección de Heckman. Los autores encontraron que cuanto mayor es el ingreso familiar per cápita, mayores son las oportunidades de empleo para los jóvenes. Este hallazgo podría estar relacionado con las tendencias no paralelas entre los grupos control y tratados en nuestro estudio.

Tabla N.º 4. DiD (2018-2020). Participación en la fuerza laboral, empleo y aumento de años de educación.

	LFP	Empleo	Años educativos	Cambio en la tasa de asistencia
PROGRESAR	-0,0107353	-0,0449762	-0,0277	0,0439
Robust std. err.	(0,0305437)	(0,0263751)	(0,1083)	(0,0275)
Controles	Sí	Sí	Sí	Sí
Número de observaciones	6412	6412	2516	2516
Clústeres (individuos)	1603	1603	629	629
Tendencias paralelas	No	No	Sí	No

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC

Tabla N.º 5. TWFE (2018-2020). DiD con efectos fijos y temporales. Participación en la fuerza laboral, empleo y aumento de años de educación.

	LFP	Empleo	Años educativos
PROGRESAR	-0,0183583	-0,0372557	-0,0652323
Robusto std. err.	(0,0194957)	(0,0163998)	(0,0734162)
Número de observaciones	4809	4809	1887
Número de grupos	1603	1603	629

A pesar de que no se observan tendencias paralelas tanto en la LFP como en los datos de empleo, la tabla N.º 4 resume los resultados del modelo DiD (comando `xtdidregress` en Stata) para cuatro variables de resultado: participación en la fuerza laboral (LFP), empleo, años de educación y tasa de cambio de asistencia. No se encuentran efectos estadísticamente significativos para los resultados considerados, con coeficientes que además se ubican en torno a 0. Como además muestra la tabla N.º 5, la inclusión de efectos temporales, en un marco de TWFE (comando `xtreg` en Stata), replica las conclusiones hasta aquí establecidas.

Mientras que para el caso del aumento de los años de educación sí se verifican tendencias paralelas (Panel N.º 6, Apéndice), el efecto no es estadísticamente significativo. Esto se debe probablemente a la estabilidad de la variable en el marco temporal estudiado, lo que hace que la trayectoria educativa de ambos grupos sea similar antes y después del tratamiento. De este modo, la fuente de datos no permite captar nítidamente trayectorias como recorridos largos en torno a la expectativa que supone el diseño del sistema educativo formal, en otras palabras, el avance de los años educativos no parece ser una característica sobre la cual se puede impactar en forma observable en un periodo tan corto de tiempo en términos educativos.

Por su parte, la diferencia en la cantidad de individuos identificados surge de una inconsistencia en la muestra de la EPH donde la declaración de los entrevistados ante las preguntas “¿Cuál es el nivel más alto que cursa o cursó?” (código de pregunta CH12) y “¿Cuál fue el último año que aprobó?” (código de pregunta CH14) difiere en los diferentes momentos temporales observados. Por ejemplo, individuos que declaran en la primera entrevista que cursan el nivel universitario y luego en la segunda observación declaran que están en la escuela secundaria, de esta forma los años educativos estimados en la segunda observación resultan menores que en la primera, por tanto, se debe descartar el seguimiento del individuo respecto a la trayectoria educativa que se refleja en el panel de datos.

Se realiza una regresión adicional para analizar el impacto de la PROGRESAR en las nuevas entradas al sistema educativo del grupo objetivo del programa. Para esto, se tuvo que usar un modelo DiD ligeramente diferente, ya que la asistencia ahora se considera una variable de resultado, mientras que, en el ejercicio anterior, se usó como un proxy de la inscripción, es decir, como una restricción que define el grupo tratado. Así, los grupos control y tratados cumplen con las mismas definiciones seguidas en la rutina de identificación anterior que imita estrictamente las condicionalidades del programa, excepto la asistencia a un establecimiento educativo, que se considera la variable dependiente del modelo. Tanto el grupo control como el tratado incluyen individuos que asisten y no asisten, y se evalúa la diferencia en la asistencia de ambos grupos después de la inclusión del tratamiento.

Desafortunadamente, esta hipótesis no puede verificarse porque la tendencia previa al tratamiento no es paralela, lo que sugiere que los grupos control y tratados no son estrictamente comparables con respecto a esta variable. Por lo tanto, se deben considerar otras estrategias en el futuro para evaluar el impacto de PROGRESAR en la inscripción o reinscripción en una institución educativa, un punto central del programa que busca aumentar las credenciales educativas para mejorar el acceso al mercado laboral.

En síntesis, si bien los grupos control y tratados son similares en cuanto a sus características socioeconómicas, ya que ambos pertenecen al grupo de población elegible, las pruebas de

tendencias paralelas en variables específicas muestran que no tienen comportamientos estrictamente comparables con respecto a la tasa de asistencia educativa, la tasa de actividad y la tasa de empleo, lo cual implica no poder ser concluyentes en las relaciones de causalidad. Para la variable avance en años educativos las tendencias sí son paralelas, pero el resultado encontrado no resulta estadísticamente significativo.

Conclusiones

Así las cosas, en general, los resultados no muestran evidencia sólida de un impacto significativo de PROGRESAR en las variables laborales o educativas. Además, en este estudio, donde se utilizaron diferentes métodos econométricos para la evaluación de impacto los resultados resultan divergentes y no concluyentes.

Esto puede deberse en parte a que se realizó una evaluación integral de impacto de PROGRESAR con datos de la Encuesta Permanente de Hogares, una de las pocas fuentes públicas de información relevantes y la más utilizada para evaluar políticas en el país, lo cual presenta algunas limitaciones como la opacidad en la identificación de los beneficiarios, las inconsistencias en la declaración de variables educativas o el corto periodo de seguimiento de los individuos.

Ahora bien, dado que PROGRESAR es la principal política juvenil de Argentina, tanto en términos fiscales como de cobertura, y una de las más importantes de América Latina, tiene como objetivo mitigar los problemas que enfrentan los jóvenes en el mercado laboral a través de incentivos educativos. Por su gran tamaño y progresividad, conlleva efectos redistributivos, que en sí mismos, considerando sus efectos de primera ronda, mejoran el bienestar del grupo. Esto no debe ignorarse: la mayoría de las personas de entre 18 y 24 años son demasiado viejas o jóvenes para beneficiarse de otras políticas sociales y/o transferencias gubernamentales. Sin embargo, no se encontraron efectos con respecto a sus efectos sobre las variables educativas o laborales que pueden afectar los ingresos a largo plazo y el bienestar multidimensional.

Así, los resultados no permiten encontrar una direccionalidad clara en el impacto del programa PROGRESAR en cuanto a sus objetivos tanto en el mercado de trabajo como en el mundo educativo, impidiéndose aseverar interpretaciones causales claras del resultado. El modelo RDD con uso de la edad en el 1er trimestre de 2014 como variable de forzamiento brinda alguna aproximación hacia algún efecto positivo para la población elegible. Sin embargo, debido a la baja variabilidad en la variable independiente, surgen preocupaciones de sobreajuste, que se hacen más apremiantes por la importancia de los umbrales irrelevantes placebos. Finalmente, con respecto al modelo DiD, ya sea con controles o no de temporalidad del tratamiento, los coeficientes no son estadísticamente significativos en comparación con los errores estándar asociados tampoco se garantizan las tendencias paralelas. En cuanto al impacto en el aumento de los años de educación, ninguna especificación de RDD conduce a efectos estadísticamente significativos sistemáticos en el grupo elegible. Los resultados del modelo DiD muestran un efecto pequeño y no significativo. Finalmente, los coeficientes estimados para la asistencia en el grupo elegible en torno a los resultados de DiD muestran un coeficiente positivo para el tratamiento en la asistencia que se aproxima (pero no alcanza) la significación estadística.

En resumen, no se encontraron efectos sólidos con las metodologías y bases de datos utilizadas. Esto puede deberse a problemas derivados de la información proporcionada por los datos de encuestas de hogares disponibles para conglomerados urbanos en Argentina, con causas extensas, como la inexactitud en los ingresos personales, el tamaño pequeño de la muestra, el forzamiento de

variables con poca variabilidad o un seguimiento limitado de las observaciones individuales para que los efectos se manifiesten plenamente. Si este fuera el caso, se requeriría la recopilación de datos específicos para experimentos de evaluación para estudios futuros. Sin embargo, no se puede descartar que más allá de estas limitaciones de datos, el impacto de esta política pública sea difuso y difícil de capturar a través de metodologías cuantitativas de impacto tradicionales.

Referencias

- Attanasio, O., Kugler, A. y Meghir, C. (2011). Subsidiando la formación profesional para jóvenes desfavorecidos en Colombia: Evidencia de un ensayo aleatorizado. *American Economic Journal: Applied Economics*, 3(3), 188-220.
- Alejo, J., Gabrielli, M. F. y Escudero, W. S. (2011). *Los efectos distributivos de la educación: un enfoque de regresión cuantil incondicional* (No. 125). Documento de Trabajo.
- Bantar, H., Brown, B., & Neffa, J. (2015). Políticas nacionales de empleo cuya ejecución está a cargo del MTEySS. Ciudad de Buenos Aires: CEIL-CONICET.
- Bernal Salazar, R., & Camacho, A. (2010). La importancia de los programas para la primera infancia en Colombia. Bogotá: Universidad de los Andes–Facultad de Economía–CEDE.
- Bertranou, F., & Casanova, L. (2015). Trayectoria hacia el trabajo decente de los jóvenes en Argentina: contribuciones de las políticas públicas de educación, formación para el trabajo y protección social. Ginebra: Oficina Internacional del Trabajo.
- Bussolo, M., Dávalos, M. E., Peragine, V. y Sundaram, R. (2018). *Hacia un nuevo contrato social: Asumir las tensiones distributivas en Europa y Asia Central*. Publicaciones del Banco Mundial.
- Bustos, J.M., & Villafañe, S. (2011). Asignación Universal por Hijo. Evaluación del impacto en los ingresos de los hogares y el mercado de trabajo, Serie Trabajo, ocupación y empleo N° 10, SSPTyEL-MTEySS
- Bustos, J.M., Giglio, G., & Villafañe, S. (2012) Asignación Universal por Hijo: alcance e impacto por regiones del país, Serie Trabajo, ocupación y empleo N° 11, SSPTyEL-MTEySS
- Corcoran, M. (1982). Las consecuencias laborales y salariales de la falta de empleo de las mujeres adolescentes. En *El problema del mercado laboral juvenil: su naturaleza, causas y consecuencias* (pp. 391-426). Prensa de la Universidad de Chicago.
- Card, D., Kluve, J. y Weber, A. (2018). ¿Qué funciona? Un metaanálisis de las evaluaciones recientes de los programas de mercado laboral activo. *Revista de la Asociación Económica Europea*, 16(3), 894-931.
- Castro, C. D. M. (1999). Proyecto Joven: nuevas soluciones y algunas sorpresas. *EDU-110. Banco Interamericano de Desarrollo. Washington DC*.
- Cetrángolo, O. (2020). Ecuador. Jóvenes, empleo y protección social: Insumo para la discusión. Lima: Oficina de la OIT para los Países Andinos.
- Deming, D. y Dynarski, S. (2010). Ayuda universitaria. En *Targeting investments in children: Fighting poverty when resources are limited* (pp. 283-302). Prensa de la Universidad de Chicago.

- Clark, K. B., & Summers, L. H. (1982). La dinámica del desempleo juvenil. En *El problema del mercado laboral juvenil: su naturaleza, causas y consecuencias* (pp. 199-234). Prensa de la Universidad de Chicago.
- Crépon, B., Duflo, E., Gurgand, M., Rathelot, R. y Zamora, P. (2013). ¿Las políticas del mercado laboral tienen efectos de desplazamiento? Evidencia de un experimento aleatorizado agrupado. *The Quarterly Journal of Economics*, 128(2), 531-580.
- Cunha, F. y Heckman, J. (2007). Identificar y estimar las distribuciones de los retornos ex post y ex ante a la escolarización. *Economía laboral*, 14(6), 870-893
- De Giovambattista, A., Gallo, P., & Panigo, D. (2014). El impacto distributivo del “PROG.R.ES.AR” en Argentina. Una primera aproximación en base a microsimulaciones. Ciudad de Buenos Aires: CEIL-CONICET.
- Emmerij, L. (1981). Desigualdades en la educación y desigualdades en el empleo. En Instituto Internacional para la Educación, *Planificación de la educación para reducir las desigualdades* (págs. 129-142). París: The UNESCO Press.
- Escudero, V., Kluve, J., López Mourelo, E. y Pignatti, C. (2019). Programas activos del mercado laboral en América Latina y el Caribe: Evidencia a partir de un metanálisis. Oficina Internacional del Trabajo.
- Favata, F., Leone, J. y Lo Cascio, J. (2021). Empleo juvenil en Argentina: primer efecto de la pandemia. Actas LVI Reunión Anual AAEP. Ciudad de Buenos Aires.
- Favata, F., Leone, J., & Lo Cascio, J. (2022). Determinantes del empleo joven en Argentina 2004-2018. *Cuadernos de Economía*, 41(87), 481-508. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v41n87.90050>
- Garganta, S. y Gasparini, L. (2015). El impacto de un programa social en la informalidad laboral: El caso de AUH en Argentina. *Journal of Development Economics*, 115, 99-110.
- Gasparini, L., J. Bracco, G. Falcone, & L. Galeano (2017) Estudio específico D: Incidencia distributiva de la AUH, en UNICEF, Análisis y propuestas de mejora para ampliar la Asignación Universal por Hijo
- Gluz, N., & Moyano, I. R. (2016). Jóvenes y universidad. El PROG. R. ES. AR y la democratización del nivel superior. *Revista del IICE*, (39), 67-82.
- Goldin, C. y Katz, L. F. (2010). *La carrera entre la educación y la tecnología*. Prensa de la Universidad de Harvard.
- Gómez, M. (2000). El mercado de trabajo para los egresados universitarios recientes. Tres de febrero, Buenos Aires: Eduntref.
- Heckman, J. (2008). Escuelas, habilidades y sinapsis. *Economic Inquiry*, Western Economic Association International, 46(3), 289-324.
- Holzer, H. y Lalonde, R. (1998). Estabilidad laboral y cambio de empleo entre los trabajadores menos calificados. En la *Conferencia Conjunta del Centro para la Investigación de la Pobreza sobre los Mercados Laborales y los Trabajadores Menos Calificados*.

- Hoxby, C. M. y Bulman, G. B. (2016). Los efectos de la deducción fiscal para la matrícula postsecundaria: Implicaciones para la estructuración de las ayudas basadas en impuestos. *Economics of Education Review*, 51, 23-60.
- Jenkins, A., Vignoles, A., Wolf, A. y Galindo-Rueda, F. (2003). Los determinantes y los efectos del aprendizaje permanente en el mercado laboral. *Economía aplicada*, 35(16), 1711-1721.
- Jiménez-Martínez, M. y Jiménez-Martínez, M. (2019). Efectos del Programa de Apoyo a Estudiantes Argentinos en las Transiciones Laborales y la Calidad Laboral de los Jóvenes. *Ensayos de Economía*, 29(54), 137-158.
- Johnson, W. R. (1978). Una teoría de la búsqueda de empleo. *The Quarterly Journal of Economics*, 261-278.
- Kilpi-Jakonen, E., Kosyakova, Y., Stenberg, A., Vono de Vilhena, D. y Blossfeld, H. (2012). El impacto de la educación formal de adultos en la probabilidad de ser empleado: una visión comparativa. *Estudios de Estados y sociedades en transición*, 4(1), 48-68.
- Klerman, J. A., y Karoly, L. A. (1994). Los hombres jóvenes y la transición hacia un empleo estable. *Monthly Lab. Rev.*, 117, 31.
- LaLumia, S. (2012). Preferencias fiscales para la educación superior y la inscripción en la universidad de adultos. *National Tax Journal*, 65(1), 59-89.
- Le Grand, J., Propper, C. y Robinson, R. (1992). *La economía de los problemas sociales*. Londres: Macmillan.
- Marshall, A., & Groisman, F. (2013). Educación, demanda de calificaciones y salarios relativos: el caso argentino, 2004-2011. Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política. Rosario.
- Mata, C., & Hernández, K. (2015). Evaluación de impacto de la implementación de transferencias monetarias condicionadas para educación secundaria en Costa Rica (Avancemos). *Revista De Ciencias Económicas*, 33(1), 9–35. <https://doi.org/10.15517/rce.v33i1.19964>
- Marx, B. M. y Turner, L. J. (2018). ¿Problemas de préstamo? Inversión en capital humano con costes de inclusión voluntaria e implicaciones para la eficacia de las subvenciones. *American Economic Journal: Applied Economics*, 10(2), 163-201.
- Maurizio, R. (2011). Trayectorias laborales de los jóvenes en Argentina: ¿Dificultades en el mercado de trabajo o carrera laboral ascendente? Santiago de Chile: CEPAL.
- Maurizio, R. y Beccaria, L. (2020). La rotación del mercado laboral en América Latina: ¿Qué tan intensa es y en qué medida difiere entre países? *Revista Internacional del Trabajo*, 159(2), 161-193. doi:10.1111/ilr.12105
- Maurizio, R., & Monsalvo, A. (2017). Evaluación de los impactos de la AUH en el comportamiento laboral de los adultos y en la generación de ingresos. En UNICEF, *Análisis y propuestas de mejoras para ampliar la Asignación Universal por Hijo 2017* (págs. 115-176). Ciudad de Buenos Aires.
- Mayer, S. (2002). *La influencia de los ingresos de los padres en los resultados de los niños*. Wellington: Grupo de Gestión del Conocimiento, Ministerio de Desarrollo Social.
- Münich, D. y Psacharopoulos, G. (2018). *Externalidades educativas. Qué son y qué sabemos*. Luxemburgo: Oficina de Publicaciones de la Unión Europea.

- Neumark, D. (1998). Mercado laboral juvenil en los Estados Unidos: ir de compras vs. quedarse. *Documento de trabajo del NBER*, 6581.
- Ñopo, H., Robles, M., & Saavedra, J. (2002). Una medición del impacto del Programa de Capacitación Laboral Juvenil ProJoven. Lima: GRADE, Grupo de Análisis para el Desarrollo.
- OCDE. (2018). Buenos empleos para todos en un mundo laboral cambiante. París: OECD Publishing.
- International Labour Organization (ILO) (2020). Los jóvenes y la Covid-19: efectos en los empleos, la educación, los derechos y el bienestar mental. Ginebra.
- International Labour Organization (ILO) & Economic Commission for Latin America and the Caribbean (ECLAC) (2022). Coyuntura Laboral en la Argentina. Empleo joven y transición a la formalidad laboral. Boletín – Volumen 1, número 1, Buenos Aires
- Osterman, P. y Iannozzi, M. (1993). Aprendizaje juvenil y transición de la escuela al trabajo: conocimiento actual y estrategia legislativa. Documentos de trabajo de EQW.
- Peña, N. G. (2016). *Evaluación de impacto de PROG. R. ES. AR* (trabajo de tesis, Universidad Nacional de Cuyo. Facultad de Ciencias Económicas).
- Poder Ejecutivo Nacional. (27 de enero de 2014). Programa de Respaldo a Estudiantes Argentinos. Decreto 84/2014. Ciudad de Buenos Aires, Argentina.
- Roberti, E. (2016). Políticas de empleo juvenil en Argentina: Una aproximación a los dispositivos de orientación sociolaboral para jóvenes (PROGRESAR y PJMMT). VIII Congreso Latinoamericano de Estudios del Trabajo (ALAST). Ciudad de Buenos Aires.
- Realeza, A. B. (1998). Rotación de empleo a empleo y de empleo a no empleo por género y nivel educativo. *Revista de economía laboral*, 16(2), 392-433.
- Rubio Ugalde, G. J., Razo Zamora, L. A., & Loredó Castillo, L. A. (2022). Impacto de Jóvenes Construyendo el Futuro y desempleo juvenil de México. *Política y Cultura*, (57), 109-134.
- Schäferhoff, M., Pradhan, E., Martínez, S., Suzuki, E. y Jamison, D. (2016). Estimar los retornos económicos de la educación desde una perspectiva de salud. Berlín: La Comisión Internacional sobre la Financiación de las Oportunidades de Educación Mundial.
- Stenberg, A., de Luna, X. y Westerlund, O. (2011). ¿La educación formal para los trabajadores mayores aumenta los ingresos? Análisis de datos anuales que se extienden a lo largo de 25 años. Serie de documentos de trabajo, 8.
- Thurow, L. (1972). Educación y desigualdad económica. *El interés público*, 28, 66-81.
- Topel, y Ward, M. (1992). La movilidad laboral y las carreras de los hombres jóvenes. *Quarterly Journal of Economics* 197, 439-79.

Apéndice

Tabla N.º 6. Impacto simulado del impacto redistributivo de primera ronda de PROG.R.ES.AR (2019)

Medir	Población total				De 18 a 24 años			
	IET	TFI PROG.R.ES.A R	sin PCFI PROG.R.ES.A R	PCFI PROG.R.ES.A R	IET	TFI PROG.R.ES.A R	sin PCFI PROG.R.ES.A R	PCFI PROG.R.ES.A R
Coefficiente de Gini	0,4855 7	0,4904	0,5284 9	0,53278	0,4830 7	0,48877	0,49505	0,50084
Medida de Mehran	0,6634 9	0,66992	0,7009 1	0,70657	0,6629 5	0,67058	0,67014	0,67773
Medida de Piesch	0,3966 2	0,40064	0,4422 8	0,44588	0,3931 3	0,39787	0,40751	0,4124
Medida de Kakwani	0,2088 6	0,21281	0,2381	0,2418	0,2074 4	0,21211	0,21431	0,21904
Medida de entropía de Theil	0,4447 5	0,45228	0,5285 5	0,53609	0,4355 3	0,44407	0,45789	0,46685
Medida de desviación logarítmica a media de Theil	0,0496 4	0,0608	0,1088 6	0,12563	0,0547	0,07113	0,06393	0,08383

Nota: TFI: ingreso familiar total; TFI sin PROG.R.ES.AR: renta familiar total simulada recuperando el importe de la prestación en aquellos identificados como receptores de la muestra de acuerdo con la estrategia de identificación de la suma de transferencias; PCFI: ingreso familiar per cápita; PCFI sin PROG.R.ES.AR: renta familiar per cápita simulada recuperando el importe del subsidio en aquellos identificados como receptores de la muestra de acuerdo con la estrategia de identificación de suma de transferencias.

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC

Tabla N.º 7. Transiciones laborales (2018-2020)

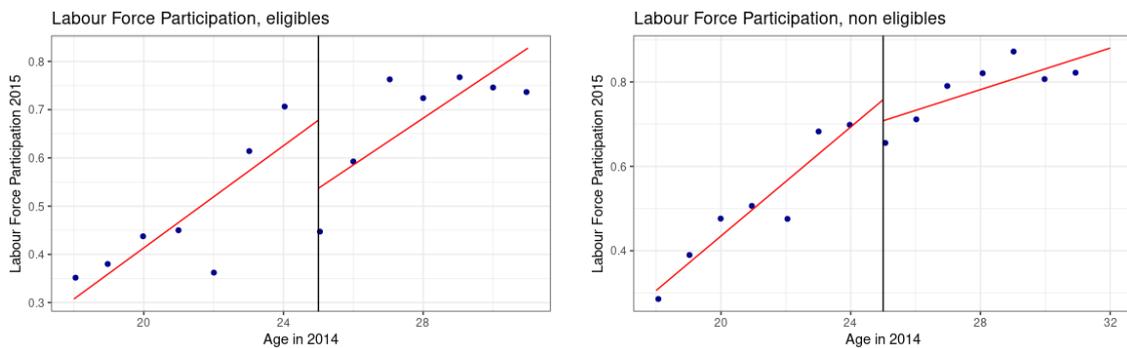
Grupos	t	T+3		
		Empleo	Desempleo	Inactivo
18 -24 años	Empleo	70,5	11,5	18
	Desempleo	39,1	30,2	30,7
	Inactivo	18,8	11,8	69,5
No elegibles	Empleo	73	11,8	15,2
	Desempleo	40,3	32,1	27,7
	Inactivo	18,8	12,2	69,1
Elegibles	Empleo	64,5	10,8	24,8
	Desempleo	35,7	24,8	39,4
	Inactivo	18,8	11,6	69,7

Control	Empleo	66	9,8	24,2
	Desempleo	31,3	27,9	40,9
	Inactivo	18,7	11,9	69,4
Tratado	Empleo	44,2	22,1	33,8
	Desempleo	25	24,4	50,7
	Inactivo	17,5	12,5	70

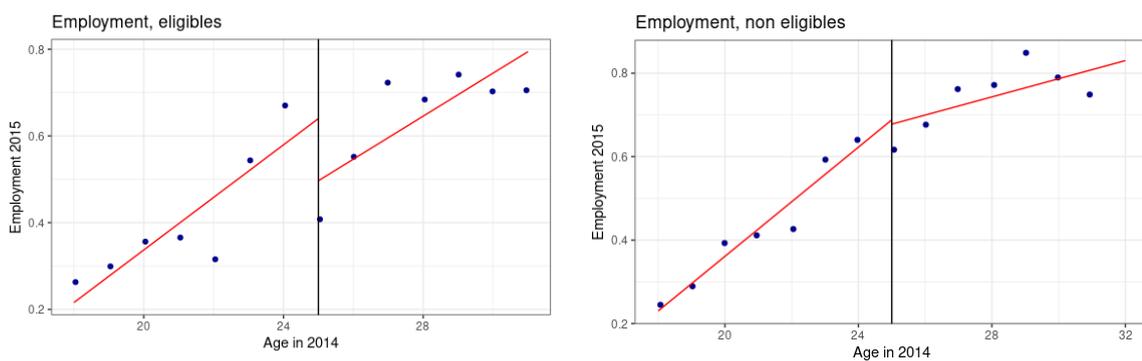
Los grupos se definen de acuerdo con la estrategia de identificación de suma de transferencias empleada en el modelo DiD.

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC

Panel N.º 1: RDD (2014-2015). Participación en la fuerza laboral (Y). Edad (X). Polinomio de 1er grado. Elegibles (izquierda) y no elegibles (derecha)



Panel N.º 2: RDD (2014-2015). Empleo (Y). Edad (X). Polinomio de 1er grado. Elegibles (izquierda) y no elegibles (derecha)



Panel N.º 3: RDD (2014-2015). Advance años educativos (Y). Edad (X). Polinomio de 1er grado. Elegibles (izquierda) y no elegibles (derecha)

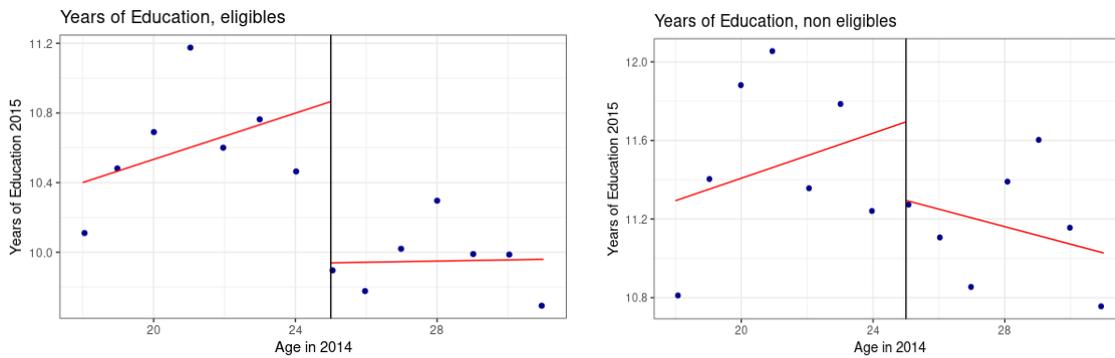
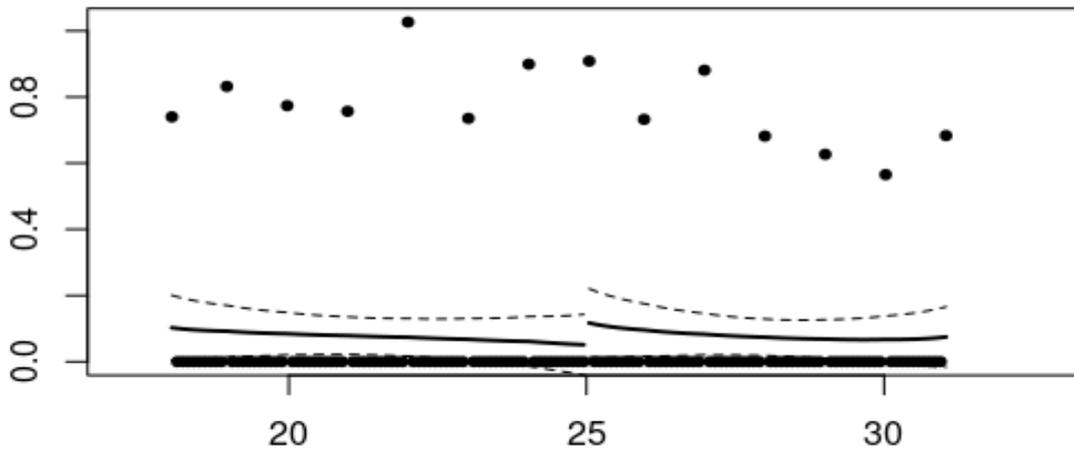


Figura N.º 1: Prueba de densidad de McCrary (sin manipulación)



Nota: no hay diferencias en torno al corte. Valor $p = 0,8452$

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC

Tabla N.º 8. Placebos de corte de RDD (2014-2015). Participación en la fuerza laboral, empleo, asistencia (Y). Edad (X). Población elegible. Polinomio de primer orden.

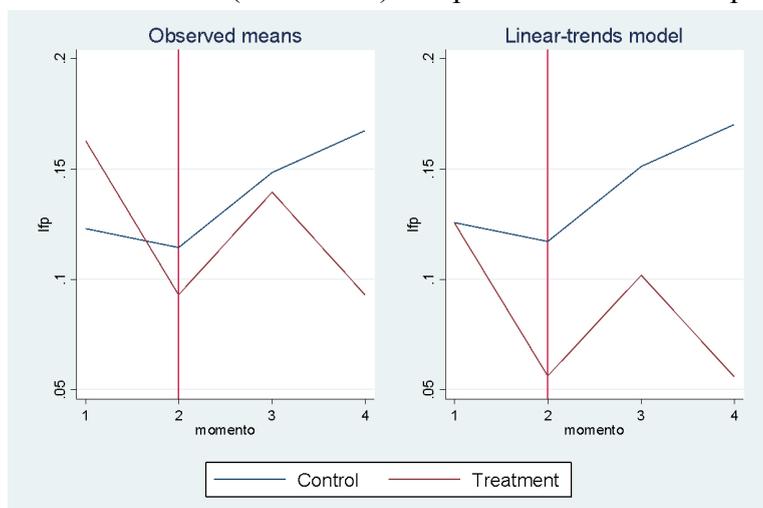
Población elegible

Polino. Orden	Primero						
Mandos	Sí						
Atajo		22	23	24	26	27	28
LFP	Convencional	0.089 *	-0.175 ***	-0,035	- 0.087 *	-0.160 ***	0.003
		(0.032)	(0.031)	(0.032)	(0.032)	(0.032)	(0.031)
	Bias-corrected	0.034	-0.372 ***	0.060	-0.238 ***	-0.310 ***	0.102 **
		(0.032)	(0.031)	(0.032)	(0.032)	(0.032)	(0.031)

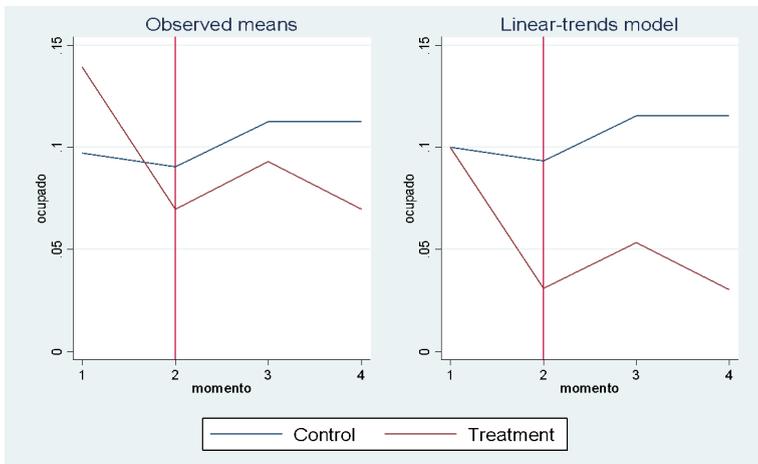
	Robust	0.034	-0.372 ***	0.060	-0.238 ***	-0.310 ***	0.102 *
		(0.055)	(0.050)	(0.057)	(0.053)	(0.057)	(0.050)
	Efecto. izquierda	N	1978	2106	2086	2180	2130
	Efecto. N derecha		2410	2192	2079	1720	1656
Empleo	Convencional	0.045	-0.172 ***	-0.050	-0.075 **	-0.151 ***	0.002
		(0.031)	(0.030)	(0.032)	(0.032)	(0.033)	(0.033)
	Bias-corrected	0.018	-0.325 ***	0.037	-0.229 ***	-0.313 ***	0.098 **
		(0.031)	(0.030)	(0.032)	(0.032)	(0.033)	(0.033)
	Robust	0.018	-0.325 ***	0.037	-0.229 ***	-0.313 ***	0.098
	(0.054)	(0.050)	(0.058)	(0.053)	(0.059)	(0.052)	
	Efecto. izquierda	N	1978	2106	2086	2180	2130
	Efecto. N derecha		2410	2192	2079	1720	1656
Años educativos avanzados	Convencional	0.777 ***	0.455	0.656 **	-0.161	-0.624 *	-0.531 *
		(0.221)	(0.226)	(0.227)	(0.251)	(0.259)	(0.255)
	Bias-corrected	0.837 ***	-0.390	-0.083	-0.571 *	-0.739 **	-0.247
		(0.221)	(0.226)	(0.227)	(0.251)	(0.259)	(0.255)
	Robust	0.837 *	-0.390	-0.083	0.571	-0.739	-0.247
	(0.373)	(0.371)	(0.390)	(0.420)	(0.463)	(0.400)	
	Efecto. izquierda	N	1833	1931	1892	1982	1905
	Efecto. N derecha		2129	1916	1805	1462	1415

Fuente: cálculos propios basados en microdatos de EPH-INDEC. Núcleo triangular. Ancho de banda = 7

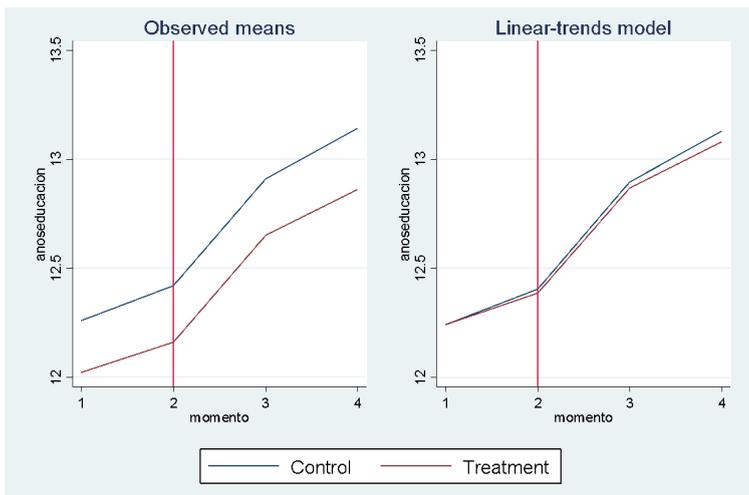
Panel N.º 4. DiD (2014-2015) con prueba de tendencias paralelas. Participación en la fuerza laboral.



Panel N.º 5. DiD (2014-2015) con prueba de tendencias paralelas. Empleo.



Panel N.º 6. DiD (2014-2015) con prueba de tendencias paralelas. Años de educación.



Panel N.º 7. DiD (2014-2015) con prueba de tendencias paralelas. Tasa de asistencia.

