



PRESIDENCIA DE LA
REPÚBLICA DOMINICANA

Sistema Único de Beneficiarios

SEMINARIO SOBRE POLÍTICAS PÚBLICAS SIUBEN PLUS (+)

Nota Técnica

**Transferencias Monetarias Condicionadas y Graduación
del Nivel Medio: Evidencia de un Programa a Gran
Escala en la República Dominicana**

Elaborado por:

José Antonio Pellerano

Investigador

Sistema Único de Beneficiarios

Octubre 2020



PRESIDENCIA DE LA
REPÚBLICA DOMINICANA

Sistema Único de Beneficiarios

Nota Técnica Presentación:

Transferencias Monetarias Condicionadas y Graduación del Nivel Medio: Evidencia de un Programa a Gran Escala en la República Dominicana¹

Elaborado por:
José Antonio Pellerano

Investigador
Sistema Único de Beneficiarios

Octubre 2020

¹ El título del documento de trabajo es “*Conditional Cash Transfers and High School Attainment: Evidence from a Large-scale Program in the Dominican Republic*” en colaboración con Manuel Hernández (m.a.hernandez@cgiar.org) y Gonzalo Sánchez (edsanche@espol.edu.ec), disponible próximamente.

I. Introducción

La literatura sobre los efectos en asistencia y matriculación escolar de los Programas de Transferencias Monetarias Condicionadas (PTMC) es abundante. Sin embargo, la pregunta relevante de política pública es si la mayor asistencia y matriculación producto de los PTMC se traducen en mayores años y niveles de escolaridad alcanzados. A la fecha, todavía son pocos los trabajos que analizan los efectos anteriores.¹ Precisamente, el objetivo del presente trabajo es evaluar el impacto en la graduación del nivel medio en los hijos de los hogares beneficiarios del PTMC Programa Progresando con Solidaridad (PROSOLI) en la República Dominicana.

La crisis económica de los años 2003-2004 supuso la interrupción de más de una década de crecimiento sostenido en la República Dominicana. En poco más de dos años, la pobreza general pasó de 32.4% a 49.5% y la pobreza extrema pasó de 8.5% a 15.4%. Como respuesta a esta situación, el gobierno dominicano dio inicio en octubre del 2004 al PTMC Solidaridad con la inclusión de las primeras familias a la principal transferencia del programa: Comer Es Primero, transferencia diseñada para apoyar la compra de alimentos de los hogares beneficiarios. Para diciembre de 2019, la cobertura de CEP superaba los 800 mil hogares, casi una tercera parte de la población del país, convirtiendo al PTMC en uno de los principales programas del sistema de protección social dominicano.

A medida el programa fue ampliando su cobertura, se crearon también otras transferencias: el Incentivo para la Asistencia Escolar (ILAE), para fomentar la matriculación y asistencia de los hijos de hogares beneficiarios en edad escolar; el Bonogas, para la compra del gas licuado de petróleo; el Bonoluz, para el pago de la factura eléctrica, y el Bono Escolar Estudiando Progreso (BEEP). Este último a diferencia del ILAE fue diseñado exclusivamente para los hijos de los hogares beneficiarios que cursan la educación media. CEP, ILAE y BEEP constituye el grupo de transferencias condicionadas por las corresponsabilidades que implican para

¹ Debido a la extensión de este documento, para una revisión de la literatura referimos al lector interesado a las referencias bibliográficas de esta nota técnica y a la sección de introducción del documento de trabajo (por publicar).

los hogares beneficiarios, no así las demás transferencias. En el año 2012, SOLIDARIDAD se fusiona con el programa PROGRESANDO y se añaden otros componentes, incluyendo el fortalecimiento de capacidades para el trabajo y el cierre de la brecha digital. A partir de ese año el PTMC pasa a llamarse PROSOLI.²

Para el presente trabajo utilizamos tres fuentes de información. La primera proviene del Sistema Único de Beneficiarios (SIUBEN), institución encargada de levantar la información de los hogares de acuerdo al mapa de pobreza de la República Dominicana.³ El SIUBEN además clasifica a los hogares en su base de datos de acuerdo al Índice de Calidad de Vida (ICV), índice de pobreza estructural diseñado para la implementación del PTMC. El ICV ordena a los hogares en cuatro grupos: ICV1, ICV2, ICV3 e ICV4. Los dos primeros son los grupos más carenciados y, por ende, los de mayor interés para fines de focalización por parte del programa. De hecho, son los hogares en estos dos grupos los elegibles para las transferencias condicionadas. Los hogares clasificados como ICV3 son elegibles sólo para las transferencias del Bonogas y Bonoluz, mientras que los hogares clasificados como ICV4 son sólo elegibles para el Bonogas.

En segundo lugar, contamos con el histórico de transferencias por cédula beneficiaria provisto por la Administradora de Subsidios Sociales (ADESS). Esta fuente nos permite constatar la fecha de inclusión de los hogares al programa y las diferentes transferencias que han recibido. Por último, la tercera fuente de información es la base de Pruebas Nacionales (PPNN) del Ministerio de Educación que contiene la información de todos los estudiantes que han presentado la prueba de octavo de Básica y de cuarto de Media, permitiéndonos

2 El ILAE inicia en diciembre 2005; Bonogas, en septiembre 2008; Bonoluz, en diciembre 2009, y el BEEP, en junio 2013. Los hogares con miembros de 65 años o más son también elegibles para el Subsidio Alimenticio o PROVEE transferido mediante el medio de pago del PTMC pero administrado por el Consejo Nacional de la Persona Envejeciente (CONAPE), institución adscrita al Gabinete de Coordinación de Políticas Sociales. Adicionalmente, se transfieren otros beneficios mediante el instrumento de pago pero su cobertura poblacional es baja en comparación con las transferencias anteriores. Para más detalles sobre las transferencias, su población objetivo, montos transferidos y cobertura poblacional, visitar la página web de la ADESS: www.adess.gob.do.

3 <http://economia.gob.do/despacho/unidad-asesora-de-analisis-economico-y-social/atlas-pobreza-2010/>.

construir nuestra principal variable de resultado: la graduación del nivel medio. Nuestro período de análisis corresponde a los años 2005-2017. De esta forma, la división del sistema educativo dominicano y el esquema de transferencias relevantes para este estudio son los correspondientes a dicho período de tiempo.

Para la estimación de los efectos de la exposición a las transferencias escolares recurrimos a dos estimadores no experimentales ampliamente utilizados en la literatura de evaluación: el estimador de *propensity score matching* y el estimador de *blocking* o *subclassification*. Para cada estimador presentamos las estimaciones sin ajustar y ajustadas por las diferencias en las variables pretratamiento entre el grupo control y el grupo tratado.

De manera muy resumida, los resultados indican que la exposición a ambas transferencias para la asistencia escolar, ILAE y BEEP, han tenido un efecto económicamente importante en la graduación del nivel medio con respecto al contrafactual en el que sólo se recibe la primera de estas transferencias. El Efecto Tratamiento en los Tratados o ATT por sus siglas en inglés estimado alcanza 7.9% para la zona urbana y 6.9% para la zona rural. Cuando se excluye a los estudiantes cuyos hogares fueron incluidos al programa luego de que los primeros aprobaran la educación Básica, los efectos estimados resultan ser incluso mayores que los anteriores, sugiriendo la importancia no sólo del tiempo como beneficiarios sino del momento de las transferencias en el ciclo de vida escolar, especialmente, el comprendido entre la graduación del nivel básico y la continuación hacia el nivel medio.

En la sección II de esta nota técnica presentamos un resumen de la base datos y la estrategia empírica. En la sección III presentamos los principales hallazgos y la sección IV concluye con la discusión de los resultados, limitaciones y posibles vías de investigación futuras relacionadas al PTMC.

II. Bases de Datos y Estrategia Empírica

Para este trabajo utilizamos tres fuentes de información. La primera de ellas es la base de datos del SIUBEN correspondiente al primer Estudio Sociodemográfico de Hogares o primer levantamiento SIUBEN correspondiente a los años 2004-2005.⁴ Esta base contiene la información sociodemográfica de los hogares residentes en las zonas priorizadas de acuerdo con el mapa de pobreza de la República Dominicana, a partir de la cual se calcula el ICV, *proxy mean test* que determina la elegibilidad de los hogares a las diferentes transferencias del PTMC. Este primer corte de la base del SIUBEN contiene la información de los hogares beneficiarios y no beneficiarios antes de que los primeros fueran incluidos al programa, constituyendo así la línea base para fines de evaluación.⁵

En segundo lugar, la base de la ADESS contiene información histórica de las transferencias recibidas por los jefes de los hogares beneficiarios, incluyendo, el tipo de transferencia, la fecha de depósito y el monto. Esta base permite identificar el momento de inclusión de los hogares al programa y cuáles transferencias han sido recibidas, además del total depositado por transferencia.

Por último, contamos con la base de PPNN para el período 2005-2017. Esta fuente contiene información sobre los estudiantes que tomaron la prueba de octavo de Básica y cuarto de Media: nombres y apellidos, edad, provincia, centro educativo, notas de presentación, notas en las PPNN, condición (aplazado o promovido), entre otras. Esta base nos permite construir nuestra principal variable de resultado: la graduación del nivel medio.

Por otro lado, debido a la inexistencia de un identificador único entre las bases del SIUBEN y PPNN, desarrollamos un algoritmo de matching en base a la similitud de los campos de nombres y apellidos. En resumen, el algoritmo compara a cada estudiante en la base de PPNN

4 El levantamiento de hogares incluidos en la base del SIUBEN para este estudio se extiende efectivamente hasta el año 2008

5 De manera resumida, para la construcción del ICV, la ficha del SIUBEN levanta información sobre las características físicas de las viviendas, acceso a servicios básicos y características sociodemográficas de los miembros del hogar.

con cada hijo en la base del SIUBEN y asigna el estudiante al hijo que más se asemeje en términos de los campos anteriores, siempre y cuando se cumpla primero, la coincidencia de sexo, provincia y la diferencia de edad en valor absoluto no sea mayor a dos. En una segunda etapa, se repite el proceso para los estudiantes no emparejados en la primera fase, pero esta vez sin considerar provincia.⁶

Del universo de estudiantes emparejados entre la base de PPNN y la base del SIUBEN, para fines de este trabajo interesan aquellos que tomaron la prueba de Básica previo al año 2014, ya que estos tuvieron el tiempo mínimo requerido —al menos cuatro años— para poder presentar el examen de Media. De esta forma, la muestra final para el análisis quedó conformada por 298,368

estudiantes, distribuidos de la siguiente manera de acuerdo a su condición de beneficiarios: No Beneficiarios, 92,464; Beneficiarios No Condicionados, 36,527; CEP, 44,626; ILAE, 48,871; ILAE- BEEP, 75,880.⁷ Es importante enfatizar en este punto que todos los hogares que reciben o han recibido algunas de las transferencias escolares reciben la transferencia de CEP. El hecho de que existan hogares elegibles con hijos en edad escolar que no recibieron o no reciben transferencias para la asistencia escolar se debe principalmente a un tema presupuestario.⁸

La disponibilidad de información sobre hogares beneficiarios y no beneficiarios supone la posibilidad de estimar el impacto del programa entre estos dos grupos, obteniendo así estimaciones del impacto total del programa. El panel de la izquierda de la gráfica 1 debajo presenta en rojo la distribución del ICV de los hogares de estudiantes pertenecientes a hogares no beneficiarios o beneficiarios no condicionados y en azul la distribución del ICV de los hogares de estudiantes en hogares que han recibido tanto ILAE como BEEP. En primer lugar, se aprecia la poca intersección entre estas dos distribuciones lo que pone de manifiesto la

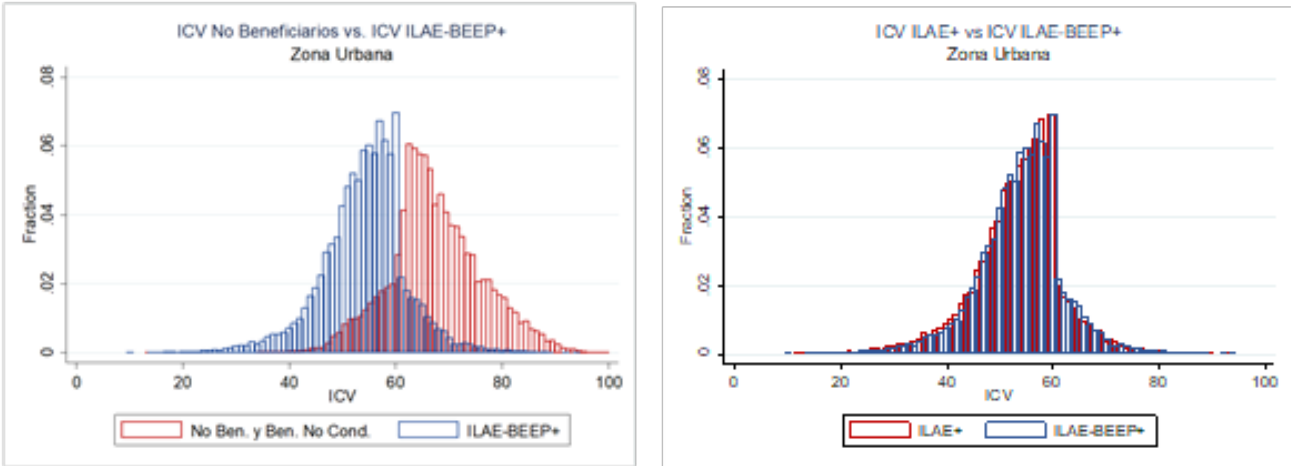
6 El algoritmo de matching fue desarrollado en Python utilizando la carpeta fuzzywuzzy, diseñada para comparar cadenas de caracteres.

7 Para conocer los detalles sobre la construcción de la muestra de trabajo, revisar la sección 3 del documento de trabajo (por publicar).

8 Adicionalmente, al comparar las distribuciones de ICV entre los grupos CEP+, ILAE+ e ILAE-BEEP+ se advierte un intento de focalización adicional sobre estos dos últimos grupos con respecto al primero. En la sección 3 del documento de trabajo presentamos la tabla de estadísticas descriptivas para la muestra de análisis.

diferencia en el nivel de pobreza entre estos dos grupos y al mismo tiempo el mecanismo de focalización del PTMC. Debido al escaso solapamiento entre estos dos grupos, no sería recomendable estimar un efecto programa a partir de la comparación entre estos.

Gráfica 1



No obstante, como se aprecia en el panel de la derecha, el solapamiento de la distribución del ICV entre el grupo ILAE+ y el grupo ILAE-BEEP+ resulta evidente. Lo anterior sugiere que para fines de estimación, el grupo ILAE+ constituye un grupo de comparación o control adecuado para el grupo ILAE-BEEP+. Es por ello que para este trabajo nos enfocamos precisamente en la estimación del efecto programa al comparar los dos grupos anteriores. Siendo así, los coeficientes a continuación estiman el efecto de la exposición a ambas transferencias para la asistencia escolar versus el contrafactual donde el hogar ha recibido sólo el ILAE.⁹

Por otro lado, el supuesto de identificación utilizado en el presente trabajo es el de independencia condicional –también conocido en la literatura de evaluación de impacto como selección en observables, exogeneidad, *unconfoundedness* o *ignorability*-. Este supuesto establece que condicional a las variables pretratamiento o de control, los resultados potenciales son

9 En el documento de trabajo también presentamos los resultados al comparar al grupo ILAE-BEEP+ versus el grupo CEP+. En este caso, a pesar de que los coeficientes estimados son menores, el ATT en la mayoría de los casos es mayor al 5%.

ortogonales a la variable de tratamiento. En el contexto de este trabajo, este supuesto nos permite interpretar los coeficientes estimados como un efecto causal del programa en la graduación en Media al controlar por las variables que explican la participación de los hogares en el PTMC, es decir, las variables incluidas en el modelo de ICV en nuestra línea base.¹⁰ Un argumento a favor del uso de este supuesto en nuestro caso es que la variable de tratamiento se define a nivel del hogar, por ende, es menos probable que, una vez controlamos por las variables pretratamiento, persista una correlación sistemática entre la variable de programa y factores individuales no observados que incidan en la graduación del nivel medio —e.g., habilidad—.

El parámetro de interés en este trabajo es el Efecto Tratamiento en los Tratados o *ATT* —por sus siglas en inglés—. ¹¹ En otras palabras, el efecto de interés es el efecto de la exposición a las transferencias escolares sobre la graduación del nivel medio de los hijos de los hogares beneficiarios. Para ello, recurrimos a los estimadores de *propensity score matching* y *blocking* —también conocido como estimador de subclasificación o estratificación—. A pesar de que difieren en su implementación, la intuición de ambos estimadores es similar y ambos descansan en el supuesto de identificación anterior: el de independencia condicional. Para explicar la intuición de estos estimadores, tomemos como referencia el caso del estimador de *blocking*. Este divide a la muestra en bloques de acuerdo a la similitud entre grupo tratado y grupo control con respecto a su probabilidad de tratamiento —i.e., *propensity score*—. A diferencia de la práctica común en trabajos anteriores donde se selecciona un número de bloques de manera ad-hoc, para este trabajo subdividimos la muestra mediante un proceso basado en datos.¹² Así obtenido el número de bloques, el *ATT* se estima como el promedio

10 Incluimos además: la presencia de cónyuge, nivel educativo del jefe de hogar, alfabetización del jefe de hogar, grupo de edad del jefe de hogar, tenencia de vehículo privado, presencia de actividad económica en el hogar, edad del estudiante, el número de miembros del hogar y la provincia. Estas variables no figuran en el modelo original del ICV o por lo menos no de manera individual.

11 Average Treatment on the Treated.

12 Se parte dividiendo la muestra en mitades. Luego, se continúa subdividiendo cada una de las mitades resultantes hasta tanto la diferencia de medias en la probabilidad de tratamiento al interior de cada bloque entre los grupos tratamiento y control no sea mayor a un valor preestablecido. Para el presente trabajo utilizamos un umbral de 2 para el estadístico *t*. El proceso de subdivisión de la muestra termina cuando el estadístico *t* calculado resulte menor al umbral anterior o no se cuente con observaciones suficientes para continuar partiendo la muestra.

ponderado de las diferencias en la variable de resultado al interior de cada bloque, donde el ponderador es el porcentaje de las observaciones en el grupo tratamiento en cada bloque con respecto al total de la muestra.¹³

Para cada uno de los estimadores anteriores presentamos los coeficientes sin ajustar y ajustados. Los estimadores ajustados reconocen la posibilidad de que al interior de cada bloque o incluso al interior de cada par de observaciones matchadas en el caso del estimador *de pscore matching* existan diferencias importantes en algunas de las variables pretratamiento que conduzcan a un sesgo en la estimación. Por ello, extienden los estimadores originales al ajustar mediante el análisis de regresión por diferencias en las variables de control entre las observaciones comparadas. Por esta propiedad de reducción de sesgo, nuestros coeficientes preferidos son los coeficientes ajustados.¹⁴

III. Resumen Principales Resultados

La tabla 1 en la página 10 muestra los efectos estimados de la exposición a ambas transferencias escolares al comparar al grupo ILAE-BEEP+ contra el grupo ILAE+. Se muestran las estimaciones para los dos estimadores utilizados en el presente trabajo y para las versiones ajustadas y sin ajustar como explicáramos en la sección anterior. Debido a la diferencia en las variables que entran en el modelo del ICV y en los puntos de corte por zona de residencia, estimamos el *ATT* para cada zona por separado. Los resultados son estadísticamente significativos al 1% de significancia.

Tomando la media a través de los estimadores ajustados, los resultados en el panel A de la tabla 1 muestran que la exposición a ambas transferencias aumenta la probabilidad de terminar la educación media en 7.9% y 6.9% en la zona urbana y la zona rural respectivamente. Cabe

¹³ La intuición del estimador de *pscore matching* es similar al estimador anterior pero el *ATT* se obtiene al tomar diferencias entre las parejas matchadas, es decir, entre la observación tratada y su observación más cercana en el grupo control con respecto a la probabilidad de tratamiento. Para el lector interesado ver los capítulos 17 y 18 en Imbens y Rubin (2015).

¹⁴ En el documento de trabajo también exploramos la posibilidad de implementar la metodología de Regresión Discontinua pero no se cumplieron los supuestos que implica este método durante la fase de diseño.

resaltar que la magnitud de los coeficientes sin ajustar y ajustados es similar, lo que indica que, de entrada, los grupos de comparación presentaban un buen balance en las variables pretratamiento como ya se advertía en la gráfica 1. Adicionalmente, las magnitudes estimadas son similares entre estimadores, apuntando que los coeficientes son robustos a la elección de los estimadores considerados en este trabajo.

Además de la importante magnitud de los coeficientes estimados, cabe resaltar que el impacto estimado es un efecto neto de las demás transferencias y del acompañamiento familiar comunes a ambos grupos. Por otro lado, el hecho de que no contemos con información de beneficios a nivel del individuo, sino a nivel del hogar, pudiera sugerir que la magnitud del efecto estimado en este trabajo resulta conservadora.

El panel B y C de la tabla 1 replican el panel A pero para cada sexo por separado. De nuevo, tomando el promedio de los coeficientes ajustados, el efecto para las hembras en la zona urbana es de alrededor 7.8% y en la zona rural cercano al 6.6%. En el caso de los varones, el promedio del efecto es de 7.0% en la zona urbana y de 6.2% en la zona rural. La última fila de cada panel presenta la media en el grupo control permitiendo poner en contexto el tamaño de los efectos estimados. Así, al dividir los promedios anteriores entre la incidencia de la graduación del nivel medio en el grupo control, el grupo ILAE+, el efecto estimado implica incrementos relativos de hasta 13% para los varones y de hasta 12% para las hembras en la compleción del nivel secundario comparado con el contrafactual sin BEEP.

Para analizar la robustez de los resultados realizamos dos tipos de análisis de sensibilidad. El primer tipo está relacionado a las decisiones tomadas durante el proceso de construcción de la muestra y el posible sesgo que representó la expansión del programa de la Jornada Escolar Extendida —también conocida como Tanda Extendida— para las estimaciones en la tabla 1. Los resultados muestran que los coeficientes anteriormente son robustos a la no inclusión de los estudiantes encontrados durante la segunda fase del algoritmo de matching, a la no inclusión de aquellos con cambios o errores en el id de PPNN, a la disminución del punto de

corte del score de matching —lo que implica una menor calidad de emparejamiento entre las base del SIUBEN y PPNN— , a incrementar el rango de edad de dos a tres años, pero sobre todo, a la no inclusión de los estudiantes cuyas escuelas ya habían sido incorporadas al esquema de Jornada Escolar Extendida.

El segundo tipo de análisis de robustez se refiere a la sensibilidad de los resultados anteriores a pruebas estándares en la literatura cuando se utiliza como supuesto de identificación el supuesto de independencia condicional. En nuestro caso, la primera de estas pruebas analiza el efecto del programa sobre un grupo que no debió ser afectado o en todo caso pudo ser afectado pero en menor medida que el grupo de tratamiento principal. Para ello, analizamos el efecto del programa en la graduación de Media del grupo CEP+ versus el grupo de No Beneficiarios. En línea con lo esperado, no encontramos efectos de programa al realizar esta comparación. En segundo lugar, analizamos la robustez de los resultados al disminuir el número de variables pretratamiento en el grupo de controles originalmente considerados. De manera similar, encontramos que los coeficientes obtenidos en la tabla 1 cambian muy poco al excluir una parte importante de las variables de control.¹⁵

¹⁵ La intuición de esta prueba es que si el supuesto se cumpliera al controlar por un menor número de observables —subset unconfoundedness— resulta más plausible que también se cumpla al considerar un mayor número de observables.

Tala 1. Estimación el ATT en la Graduación del Nivel Medio

		Zona Urbana				Zona Rural			
		Pscore matching		Subclassification		Pscore matching		Subclassification	
		Sin ajuste	Ajustado	Sin ajuste	Ajustado	Sin ajuste	Ajustado	Sin ajuste	Ajustado
A. Muestra Completa	Coeff.	0.0711	0.0829	0.0791	0.0755	0.0690	0.0718	0.0732	0.0664
	s.e.	0.0054	0.0058	0.0042	0.0043	0.0069	0.0075	0.0053	0.0055
	Obs. T=0	28,201	28,201	28,210		18,105	18,105	18,071	
	Obs. T=1	44,809	44,809	44,764		26,845	26,845	26,816	
	Avg. T = 0	0.582		0.582		0.584		0.585	
B. Hembras	Coeff.	0.0790	0.0771	0.0820	0.0785	0.0751	0.0655	0.0741	0.0671
	s.e.	0.0077	0.0079	0.0059	0.0061	0.0095	0.0104	0.0074	0.0076
	Obs. T=0	13,450	13,450	13,444		8,351	8,351	8,317	
	Obs. T=1	22,695	22,695	22,716		13,331	13,331	13,342	
	Avg. T = 0	0.648		0.648		0.664		0.663	
C. Varones	Coeff.	0.0617	0.0733	0.0714	0.0666	0.0660	0.0610	0.0690	0.0640
	s.e.	0.0076	0.0080	0.0060	0.0061	0.0098	0.0097	0.0074	0.0076
	Obs. T=0	14,695	14,695	14,732		9,700	9,700	9,695	
	Obs. T=1	22,018	22,018	22,025		13,352	13,352	13,414	
	Avg. T = 0	0.521		0.521		0.515		0.515	

Notas: La variable dependiente es una variable dicotómica que indica si el estudiante aprobó el nivel medio. Las estimaciones consideran todas las variables originalmente incluidas en el modelo del ICV por zona, más otras variables incluidas: presencia de cónyuge, nivel educativo del jefe de hogar, alfabetización del jefe de hogar, grupo de edad del jefe de hogar, tenencia de vehículo privado, presencia de actividad económica en el hogar, número de miembros del hogar, edad del estudiante y provincia. Además, incluimos dos variable dicotómicas, bonoluz y subsidio alimenticio, para controlar por la pequeña diferencia en la incidencia de estas dos transferencias entre el grupo ILAE-BEEP+ y el grupo ILAE+. Siguiendo una práctica común en la literatura discretizamos la mayoría de las variables del ICV. De esta forma, el total de variables consideradas es de 74 y 63 para la zona urbana y rural respectivamente, más las dummies de provincia. Implementamos el estimador de pscore matching sin ajustar mediante el comando teffects de Stata (con caliper de 0.01 y una sola observación para emparejar) y el estimador ajustado mediante el comando nnmatch más la opción bias para ajustar por las diferencias en las variables de control. En el caso del estimador de blocking, para el panel A, el número de bloques resultantes fue de 20 y 21 para la zona urbana y rural respectivamente. Para el panel B, el número de bloques fue de 15 y 13 para la zona urbana y rural respectivamente. Finalmente, para el panel C el número de bloques fue 16 y 11 para la primera y segunda zona respectivamente. Para ambos estimadores se descartan primero las observaciones en el primer y último percentil de la distribución de la probabilidad de tratamiento o propensity score estimado mediante una especificación logit.

IV. Discusión de los Resultados

Los resultados encontrados en este trabajo muestran que los efectos de las transferencias escolares han tenido un impacto económicamente relevante en la probabilidad de completar la educación Media de los hijos de los hogares beneficiarios. Específicamente, los resultados ponen en evidencia que el incremento en la graduación del nivel medio ha sido explicado por la transferencia del BEEP, y que además, el momento de las transferencias durante el ciclo de vida escolar es importante para su efectividad, en línea con trabajos anteriores. Los resultados son robustos a la selección de los estimadores considerados para este trabajo y a la utilización de diferentes submuestras producto de las decisiones que se tomaron durante la construcción de la muestra de análisis.

Una de las limitaciones del presente trabajo fue no contar para el período de análisis con información de transferencias escolares a nivel del estudiante, sólo a nivel del hogar. Una hipótesis sugiere que poder vincular esta información a los miembros por los cuales se recibió dicho beneficio pudiera resultar en mayores efectos estimados. Además de trabajar con información de beneficios a nivel de hijos, otras extensiones naturales del presente documento incluyen el análisis del efecto de las transferencias en inserción laboral, ingresos laborales, y matriculación y compleción de la educación superior.

Este trabajo pudiera servir de contexto para la discusión de las transferencias escolares en el corto y mediano plazo. En el corto plazo, y en una situación como la actual, resulta inminente discutir y analizar el rol de estas transferencias en la continuación de la educación de los estudiantes beneficiarios, pues la pandemia pudiera agravar el problema de la deserción, especialmente, en el nivel medio. En el mediano plazo, hay que tener presente el cambio en la división de la educación básica y media a un esquema de seis años en cada nivel. Todo lo demás constante, la disminución del periodo del ciclo básico y la extensión del ciclo medio pudiera implicar una menor escolaridad efectiva si no se ataca de forma eficaz el problema de deserción en el segundo nivel. Resulta pues trascendental discutir la posibilidad de cambios en los esquemas de pago de estas transferencias para tratar de incrementar sus efectos en la matriculación y compleción del nivel medio y más allá.

V. Referencias

- Araujo, M.C., Bosch, M. and Schady, N., 2019. Can Cash Transfers Help Households Escape an Intergenerational Poverty Trap? In Barrett, C.B., Carter, M.R. and Chavas, J.P. (Eds), *The Economics of Poverty Traps*, Chapter 10, 357-382. National Bureau of Economic Research.
- Baird, S., Ferreira, F.H.G., Ozler, B. and Woolcock, M., 2014. Conditional, Unconditional and Everything in Between: A Systematic Review of the Effects of Cash Transfer Programmes on Schooling Outcomes. *Journal of Development Effectiveness* 6(1): 1-43.
- Barham, T., Macours, K. and Maluccio, J.A., 2017. Are Conditional Cash Transfers Fulfilling Their Promise? Schooling, Learning, and Earnings after 10 Years. CEPR Discussion Paper No. 11937.
- Barrera-Osorio, F., Linden, L.L. and Saavedra, J., 2019. Medium- and Long-term Educational Consequences of Alternative Conditional Cash Transfer Designs: Experimental Evidence from Colombia. *American Economic Journal: Applied Economics* 11(3): 54-91.
- Behrman, J.R., Parker, S.W and Todd, P.E., 2005. Long-Term Impacts of the Oportunidades Conditional Cash Transfer Program on Rural Youth in Mexico. Ibero-America Institute for Economic Research, Discussion Paper No. 122, Göttingen, Germany.
- Behrman, J.R., Parker, S.W. and Todd, P.E., 2011. Do Conditional Cash Transfers for Schooling Generate Lasting Benefits? A five-year follow-up of PROGRESA/Oportunidades. *Journal of Human Resources* 46(1): 93-122.
- Breton, M., 2012. The Impact of a Conditional Cash Transfers Program on Consumption and the Food Share in the Dominican Republic. Tesis no Publicada. Universidad Carlos III de Madrid.
- Canavire, G. and Vásquez, H., 2012. Impacto del Programa Solidaridad en el Mercado Laboral de la Republica Dominicana. Mimeo. Banco Central de la Republica Dominicana.
- Fiszbein, A. and Schady, N., 2009. *Conditional Cash Transfers: Reducing Present and Future Poverty*. Washington, DC: World Bank.
- García, S. and Saavedra, J., 2017. Educational Impacts and Cost-Effectiveness of Conditional Cash Transfer Programs in Developing Countries: A Meta-Analysis. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 23594.
- Ibarra, P., Medellín, N., Regalia, F. and Stampini, M., 2017. How Conditional Cash Transfers Work: Good Practices after 20 Years of Implementation. Inter-American Development Bank, Washington DC.
- Kugler, A. D. and Rojas, I., 2018. Do CCTs Improve Employment and Earnings in the Very Long-Term? Evidence from Mexico. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 24248.
- Lozano, M., 2012. Los Determinantes de la Deserción y Repitencia Escolar de los Hogares en Condiciones de Pobreza: Evidencia de la Encuesta de Evaluación de la Protección Social 2010. Tesis no Publicada. Universidad Católica de Santo Domingo, República Dominicana.
- Ministerio de Economía, Planificación y Desarrollo de la República Dominicana, 2019. Boletín de Estadísticas Oficiales de Pobreza Monetaria. Año 4, No. 6 (Mayo), ISSN 2415-0312.

- Parker, S.W. and Todd, P.E., 2017. Conditional Cash Transfers: The Case of Progresas/Oportunidades. *Journal of Economic Literature* 55(3): 866-915.
- Parker, S.W. and Vogl, T., 2018. Do Conditional Cash Transfers Improve Economic Outcomes in the Next Generation? Evidence from Mexico. National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 24303.
- Progresando con Solidaridad - PROSOLI, 2017. Manual Operativo Programa de Transferencias Condicionadas Progresando con Solidaridad, República Dominicana.
- Reyes, C.R., 2014. Evaluación de Impacto del Programa ILAE sobre la Repitencia, la Deserción y la Asistencia Escolar. Tesis no Publicada. Universidad Católica de Santo Domingo, República Dominicana.
- Robles, M., Rubio, M.G. and Stampini, M., 2015. Have Cash Transfers Succeeded in Reaching the Poor in Latin America and the Caribbean, Inter-American Development Bank Policy Brief No. 246, Washington DC.
- Schady, N. and Araujo, M.C., 2008. Cash Transfers, Conditions, and School Enrollment in Ecuador. *Economía* 8(2): 43-70.

