PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
INSTITUTO DE ECONOMIA
MAGISTER EN ECONOMIA

TESIS DE GRADO
MAGISTER EN ECONOMIA

Saver, Baldrich, Francisco Javier

Diciembre, 2013

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
INSTITUTO DE ECONOMIA
MAGISTER EN ECONOMIA

Evaluación de la condicionalidad de transferencias monetarias sobre asistencia escolar

Francisco Javier Saver Baldrich

Comisión

Gert Wagner
Claudio Sapelli

Santiago, diciembre de 2013

Efecto de la condicionalidad de transferencias monetarias sobre asistencia escolar

Francisco Javier Saver Baldrich

Departamento de Economía
Pontificia Universidad Católica de Chile

Comisión de Microeconomía:
Profesores: Claudio Sapelli y Gert Wagner

13 de Diciembre 2013

Resumen

La evaluación del impacto de los programas de transferencias monetarias condicionadas ha sido ampliamente explorado en la literatura gracias a los datos provistos por la expansión que han tenido estos programas desde fines de los años noventa. Sin embargo, la evaluación de la importancia que tiene el condicionamiento de los pagos no ha sido tan explorada. Esta tesis presenta una evaluación de la importancia del condicionamiento sobre asistencia escolar mínima que ha tenido el programa Ingreso Ético Familiar implementado en Chile desde el año 2011. Se encuentra que no solo existe un efecto positivo y significativo de condicionar para el promedio de los afectados, sino también que la importancia de éste depende de cuán lejos se está de cumplir la condición antes de que ésta se establezca. Además se encuentra que el *take-up* de la política depende de la edad de los participantes, siendo más probable que participen mientras más jovenes sean.

Índice

1. Introducción **4**

2. Revisión de la literatura **6**

3. Contexto y datos **9**
3.1. Sobre el Ingreso Ético Familiar y la condición de asistencia escolar 9
3.2. Datos utilizados 11

4. Identificación del efecto de la condicionalidad **11**
4.1. Descripción general 11
4.2. Detalle de la metodología 15
4.2.1. Diferencias-en-diferencias 15
4.2.2. Regresión discontinua 16

5. Chequeos de robustez **18**

6. Resultados **20**
6.1. Estimación del efecto 20
6.1.1. Efecto de condicionalidad sobre todos los tratados 22
6.1.2. Segmentación por nivel inicial 24
6.2. Caracterización del take-up 30
6.2.1. Análisis descriptivo de los saltos 30
6.2.2. Análisis econométrico de los saltos 31

7. Resultados secundarios **35**

8. Conclusión **36**

Bibliografía **37**

Apéndice figuras **39**

1. Introducción

Las políticas de transferencias monetarias condicionadas (TMC) han surgido fuertemente en el último tiempo en países en desarrollo, siendo más de 29 países los que ya las han implementado (Fiszbein & Schady 2009). Tal como indica su nombre, las transferencias están restringidas al cumplimiento de una serie de criterios, los que usualmente están asociados a temas de salud y educación de los menores de edad en cada hogar. Algunos de estos programas han incorporado, además de pagos por cumplimiento de condiciones, transferencias asociadas a logros. En Latinoamérica la mayor parte de estos programas se componen de un pago incondicional y otro condicional, sin una componente basada en logros (solo presente en el Ingreso Ético Familiar chileno).

El primer país en implementar a gran escala un programa de TMC fue México con Progresa en 1997. Siguiendo una estructura similar, Colombia creó Familias en Acción. Luego otros paises como Honduras, Jamaica, Brasil, Turquía, Nicaragua, Perú, Bolivia y Chile implementaron el mismo tipo de programa.

Cada uno de ellos reconoce la necesidad de promover la acumulación de capital humano como un medio para romper la transferencia intergeneracional de pobreza. Este tipo de política tiene dos objetivos simultáneos[1]: en primer lugar, aliviar la situación de pobreza inmediata, y en segundo lugar, eliminar la persistencia de ésta. Es bajo estas metas que la transferencia incondicionada viene a resolver el problema estático (alivio inmediato), mientras que el condicionamiento viene a resolver el dinámico (persistencia de la pobreza). Los condicionamientos tienen como idea de fondo el hecho de que la pobreza es un problema basado en la falta de capital humano, por lo que intentan afectar varias de sus componentes al mismo tiempo, como lo son educación y salud.

Esta tesis aprovecha la forma de implementación y datos de la primera fase del programa chileno Ingreso Ético Familiar, llamada Asignación Social. Éste es un programa de transferencias monetarias condicionadas, es decir, otorga beneficios monetarios tanto condicionados como incondicionados. De él, aprovechando la condición que exige sobre asistencia escolar, el presente trabajo evalúa el efecto del condicionamiento de los pagos. Así, el énfasis está puesto en la importancia de este efecto y no sobre una evaluación general de la política. A modo de referencia únicamente se presenta en la parte final una medición del efecto total de la política.

La Asignación Social provoca dos efectos: un efecto ingreso puro y un efecto condición. El efecto ingreso puro es producto de una transferencia segura a todos los tratados, lo que es un aumento en el presupuesto familiar. Por otro lado, de cumplirse la condición, la familia recibe un ingreso adicional, con lo que el presupuesto familiar aumenta nuevamente. Esta situación lleva a que algunos individuos que antes no cumplian empiecen a cumplir meramente por el primer efecto ingreso, otros por ambos, y otros simplemente decidan

[1] Iruarrizaga, Gallego y Pocasangre (2013)

no cumplir. En este contexto, utilizando *diferencias-en-diferencias*[2] entre aquellos que no cumplian antes y no cumplen después del tratamiento contra quienes no lo hacian pero luego sí lo hacen, se identifica el efecto condicionalidad.

La separación entre ambos mecanismos de acción (efecto ingreso y condicionalidad) es relevante por multiples razones. En primer lugar, hay costos importantes de monitoreo asociados a verificar el cumplimiento, por lo que hay que saber si esta última parte juega un rol importante en los resultados o no. Por ejemplo, para el programa Mexicano el costo de monitoreo del cumplimiento de las condiciones representa aproximadamente el 18 % de los costos administrativos y un 2 % del total del programa (Caldes et al. 2006), costos que deben compararse con su impacto para ver su efectividad. De no ser suficientemente relevante el efecto del condicionamiento, entonces sería preferible cambiar a otra política más costo-efectiva. En segundo lugar, están los costos no fiscales del programa, como, por ejemplo, el hecho de que los costos en tiempo asociados al cumplimiento de las condiciones no son repartidos de igual forma al interior de los hogares, siendo usual observar que son las madres las que acompañan a los hijos a los consultorios y se aseguran de su asistencia escolar (Molyneux 2007). Una tercera razón para evaluar el efecto de la condicionalidad está en ver a quienes les afecta. ¿Actua el efecto condicionalidad sobre todos los tratados por igual, o a algunos más que otros? Este punto es central dado que la decisión de política puede cambiar si los afectados son, por ejemplo, solo aquellos muy cercanos a cumplir la condición antes de iniciar el programa. Por todo lo anterior, es particularmente relevante encontrar cuán importante es el efecto del condicionamiento.

La entrega del subsidio se puede hacer de multiples formas. Uno de los aspectos a considerar en la entrega es a quién se hace, es decir, decidir si se paga prioritariamente a jefes de hogar, madres, abuelos, etc. Se hace la distinción ya que hay literatura que indica que un pago condicionado transferido a mujeres puede provocar un cambio en el poder de negociación en la toma de decisiones de la mujer dentro de una familia, cosa que puede generar un efecto adicional (efecto poder de negociación). Así, debe distinguirse entre el efecto condición propiamente tal y el efecto por cambio en poder de negociación. El efecto condicionamiento que se obtiene en este trabahi es solo para aquellas transferencias pagadas a las madres/jefas de hogar. Controlar por este efecto escapa a lo que se puede implementar con la información que se tiene, por lo que la pregunta se acota a encontrar el efecto del condicionamiento dado que el pago es hecho a las madres.

Este paper se organiza de la siguiente forma. En la sección 2 se presenta una revisión de la literatura. Luego en la sección 3 se plantea el contexto de la política y se describen los datos utilizados. La sección 4 presenta la estrategia empírica para identificar la importancia de la condicionalidad, planteando primero la forma de identificación y luego explicando la metodología utilizada. En la sección 5 se hace un chequeo de robustez, planteando las

[2]Detalle sobre este método en sección 4

posibles fuentes de error y cumplimiento de los supuestos necesarios para que los metodos de identificación sean aplicables. Luego la sección 6 presenta los principales resultados, con estimaciones del efecto condiconalidad y una caracterización del *take-up* de la política. La 6 añade resultados secundarios, como la estimación del efecto total del programa. Finalmente, en la sección 7 se presentan las conclusiones.

2. Revisión de la literatura

El condicionar las transferencias tiene como justificación una idea pública y otra privada (Brauw & Hoddinott 2007). Desde la perspectiva pública, el gobierno puede suponer que sabe de mejor forma cómo lograr la superación de la pobreza que las propias familias, por lo que asociar las tranferencias al cumplimiento de hitos clave puede ser una forma efectiva de hacer que las familias elijan cumplir objetivos que por voluntad propia no harían. De esta forma, el estado incentiva tal que cambie la elección social. En este sentido, el gobierno tiene claro que la acumulación de capital humano es clave para generar una mayor capacidad de generación de ingresos futuros, por lo que requerir ciertos chequeos médicos regulares o alguna asistencia escolar mínima puede ser efectivo. Sin embargo, una razón menos deseable para la implementación de condiciones es el hecho de que a los gobiernos se los evalúa, al menos en parte, por el cumplimiento de ciertos indicadores sociales como cobertura escolar, y dado que estos son afectados por políticas de condicionamiento, este tipo de política podría implementarse más para buscar beneficio político que para eliminar la pobreza . En ese sentido, se podría usar este tipo de políticas para mejorar los indicadores que a los electores les resulten atractivos (a pesar que los afectados no quieran elegirlos a priori) buscando beneficios políticos. Por otro lado, desde la perspectiva privada, es común que al interior de un grupo familiar existan discrepancias de ideas y diferencias de poder. Así, el condicionamiento aumenta el poder de quienes están alineados con los objetivos del gobierno, mejorando la ejecución de sus propias metas. De hecho, según la experiencia en políticas sociales recientes en Chile, se ha observado que si se quiere hacer llegar recursos a los hijos, la forma más directa es a través de la mujer, ya que ella tiende a hacer una repartición más prioritaria en los hijos que en sí misma. Otro factor privado es el hecho de que hay familias que sienten rechazo a recibir ayuda y el condicionamiento las hace sentir que están trabajando por los beneficios que reciben al cumplir.

De la mano con la expansión que han tenido los programas de transferencias monetarias condicionadas, han venido las evaluaciones de impacto de las mismas. Dentro de ellas se distingue una amplia literatura en evaluación de impacto y una breve sobre la importancia de la condicionalidad por sí sola.

Una primera característica que se desprende de las diferentes evaluaciones de impacto de los programas de TMC disponibles es que todos los programas poseen particularidades que limitan la extrapolación de sus conclusiones a otras circunstancias. Por ejemplo, en

México el pago condicionado en asistencia escolar es mayor para mujeres que para hombres, dado que la política quiere al mismo tiempo lograr mayor capital humano y revertir una tendencia particular en ese país respecto de la escolaridad femenina (Skoufias 2001). Otro caso es Turquía, donde el tamaño del pago por cumplimiento en la condición de asistencia escolar es decreciente en el número de hijos de la familia. Por ello, es importante tener en mente las particularidades de los programas en que se basan las evaluaciones de impacto. En Chile, cuyo programa es el utilizado en esta tesis, el pago es fijo por hijo que cumple y se le paga a las jefas de hogar, lo cual puede tener un efecto en el poder de negociación de las mujeres dentro del hogar (esto se tomará como dado y no se intentará aislar dicho efecto).

Las evaluaciones se dividen en dos líneas de trabajo, cuya validez es muy diferente. Todas las evaluaciones en términos simples definen un grupo tratamiento, que es al que se le asigna la política, y un contrafactual, llamado grupo control. La definición del contrafactual depende del diseño de la medición, la que es en esta literatura esencialmente de dos tipos.

En primer lugar están los diseños experimentales o de asignación aleatoria. En ellos los participantes son seleccionados aleatoriamente, por lo que las diferencias entre los grupos de control y tratamiento son debidos a la política y no otro tipo de selección o endogeneidad. Por esta razón las evaluaciones con este diseño tienen mayor validez y son las más fáciles de interpretar (Freeman & Rossi 1993; Grossman 1994).

En segundo lugar están los llamados diseños cuasi-experimentales. Ellos corresponden a los experimientos donde la aleatorización no es implementable. En estos, los contrafactuales al grupo tratamiento se generan de diferentes formas, por ejemplo, haciendo matching estadístico entre los grupos a través de variables observables de las personas. Sin embargo, dado que hay múltiples variables inobservables que pueden hacer variar radicalmente el impacto de una política sobre un grupo (por ejemplo, la motivación personal), se considera que la validez de sus resultados es menor.

La primera línea de evaluaciones sobre TMC que surgió se basó en un enfoque experimental. Ellas midieron el impacto total de los programas sobre las variables condicionadas buscadas y el rendimiento operacional de los mismos (si llegaban a todas las áreas de interés, la presencia y tamaño de efectos esperados, efectos inesperados y la costo-efectividad de ellos). En este sentido, no distinguian qué parte del cambio en cada variable se debia al pago incondicionado y qué parte al condicionado. Luego, vino una segunda línea de investigación, basada en enfoques cuasi-experimentales, que midió impactos anexos, como el efecto redistributivo de las transferencias de los programas (ver Rawlings & Rubio 2005).

Es destacable, como se dijo, que la mayor parte de las evaluaciones de impacto han estado basadas en diseños experimentales. Ello se debe a que se ha podido aprovechar la implementación aleatoria que se hizo en países como México, Honduras y Nicaragua. Sin embargo, para paises como Colombia y su programa Familias en Acción se hicieron evaluaciones cuasi-experimentales dado que la implementación no fue aleatoria.

La literatura que ha trabajado el impacto de transferencias incondicionadas sobre la escolaridad muestra que el tamaño del efecto es positivo y pequeño (Behrman & Knowles 1999; Nielsen1998), sugieriendo que de haber efecto en las políticas de TMC, este debe ser producto de la condicionalidad.

La evidencia del impacto de TMC sobre asistencia escolar es amplia e incluye países como México (Schultz 2004), Ecuador (Schady & Araujo 2008), Brasil (de Janvry et al. 2008), Colombia (Attanasio et al. 2005), Nicaragua (Maluccio & Flores, 2005), Pakistan (Chaudhury & Parajuli 2008), Camboya (Filmer & Schady 2008). Esta evidencia muestra efectos consistentemente positivos y, por ejemplo para el caso de Camboya, llegan a niveles tan altos como aumentos en la asistencia escolar de 20 % a 30 %. Una buena síntesis de los estudios de efectividad la hacen Fiszbein & Schady (2009) y Adato & Hoddinott (2010).

Sin embargo, dichas evaluaciones están esencialmente asociadas al efecto total de la política, sin separar cuál es el aporte dado por el condicionamiento el componente condicional y el incondicional, lo que no ha sido muy explorado. La importancia de saber el impacto del condicionamiento radica en que éste tiene un costo de implementación que podría no compensar la ganancia, o puede haber otras políticas más costo-efectivas que implementar para lograr los mismos objetivos.

Braw & Hoddinott (2007) se hacen cargo de evalúar la importancia de la condionalidad basándose en los datos del programa mexicano Progresa, explotando el hecho de que a algunas personas se les dio condicionado mientras a otras no. Sin embargo, su estudio se basa en personas que recibieron la transferencia sabiendo que estaban condicionadas y otras que lo recibieron sin saberlo, separación que no es claro que se haya producido de forma aleatoria (de lo que se hacen cargo con un modelo de matching del vecino más cercano), por lo que el efecto puede estar mal capturado.

Filmer & Schady (2010) hacen una buena identificación del efecto total de un programa de TMC al utilizar una regresión discontinua nítida. Ellos se basan en un programa experimental en Camboya, y encuentran que un pago condicional de 2 % del consumo del hogar mediano tiene un importante impacto, de alrededor de 25 puntos porcentuales de aumento. Además encuentran que transferencias de montos mayores a este nivel tienen efectos menos que proporcionales en resultados.

Baird et al. (2011) presentan el primer trabajo en que para un mismo contexto se implementan dos políticas paralelas que permiten comparar la diferencia entre transferencias condicionadas e incondicionadas. Este trabajo está basado en una política enfocada en la tasa de deserción de mujeres en Malawi. Encuentran que, aunque las transferencias incondicionadas presentan un efecto pequeño pero estadísticamente significativo, el programa condicionado tuvo un efecto un 43 % mayor al final del segundo año.

En un trabajo reciente, Akresh & de Walque (2013) nuevamente distinguen entre ambos efectos, basados en un programa piloto de dos años en Burkina-Faso, donde se asignó aleatoriamente si los tratados pertenecerán al tratamiento condicionado o incondicionado. Encontraron que para niños en condiciones inicialmente proclives a mejorar su asistencia, como

niños hombres, habilidosos o mayores, el impacto sobre asistencia escolar de programas de transferencias monetarias incondicionadas y condicionadas es prácticamente idéntico. Sin embargo, para niños marginales en cuanto a su probabilidad de asistir al colegio, como niñas, niños menores y menos aventajados, los programas condicionados juegan un rol crítico en aumentar la asistencia escolar. El trabajo de Akresh & de Walque (2013) confirma el hecho de que las mujeres son consistentemente más afectadas por la condicionalidad.

La revisión de literatura anterior muestra que el efecto total de los programas de transferencias monetarias condicionadas ha sido ampliamente explorado, pero no así el efecto asociado a la condicionalidad. La breve literatura que ha estudiado la importancia de la condicionalidad muestra efectos positivos y relevantes, aunque con resultados tan extremos como aumentos en escolaridad de 2 % a 30 %.

El presente trabajo viene nuevamente a distinguir entre el efecto ingreso y la condicionalidad de una TMC. Si bien se mostró que existen resultados para esta distinción, la literatura sigue siendo escasa. Además, tal como se mencionó anteriormente, los resultados son condicionales a las situaciones particulares de cada programa; temas como el tamaño de las transferencias, medios y frecuencia de los pagos, niveles de la condición, etc son factores que diferencian cada programa. Por lo mismo, este trabajo es un aporte al ser de los pocos que distingue entre ambos efectos y por estar basado en Chile, país donde no se ha hecho una separación de este tipo sobre su programa de TMC.

3. Contexto y datos

3.1. Sobre el Ingreso Ético Familiar y la condición de asistencia escolar

El Ingreso Ético Familiar, como ya se ha dicho, es un programa de transferencias monetarias condicionadas. Éste viene a englobar una serie de servicios públicos que tenía el Estado hasta el año 2011, con lo que se buscó ganar efectividad en la focalización, menores niveles de manipulación y simplicidad en los procesos, además de agregar temas nuevos como son los beneficios por logros[3].

La primera etapa del programa anterior, llamada Asignación Social, se implementó desde marzo de 2011 hasta marzo de 2013, focalizado en todos los grupos familiares[4] que cumplieran el requisito de tener un puntaje menor o igual a 4.213 puntos en la Ficha de Protección Social(FPS). Dichas familias recibieron dos tipos de pago: uno a todo evento o incondicional dependiendo de su nivel de vulnerabilidad (todos bajo el corte) y otro condicional en el cumplimiento de dos requisitos: uno en educación y otro en salud. El primero

[3]Los beneficios por logros no empezaron hasta el año 2013, por lo que no producen ningún efecto en los datos utilizados

[4]Se considera grupo familiar a cualquier grupo de personas que vivan juntas autodenominadas de esta forma.

de estos requisitos, que se evalúa en este paper, es una asistencia mínima de 85 % al colegio. El segundo está asociado a controles de salud pre y post natales, además de los llamados control de niño sano, que son chequeos médicos regulares hasta cierta edad.

La Asignación Social paga los bonos incondicionados y condicionados en diferentes fechas. Una vez que las personas saben que califican al programa, pueden cobrar su pago incondicionado de base mensual en los centros correspondientes. Por otro lado, los pagos condicionados se hacen a fin de año, en diciembre, en los mismos centros.

La Asignación Social está compuesta por dos esquemas de transferencias llamados pilares.

El primero es el pilar Dignidad, que a su vez consta de dos subpartes. La primera es el Bono Base Familiar, que se paga de forma mensual durante los meses de cumplimiento de los requisitos de participación y por un máximo de 24 meses. Este paga según el tramo de ingreso mensual al que se pertenezca (ver Tabla 3.1)

Tabla 3.1 : Pago pilar Dignidad según tramo de ingresos

Tramo ingresos	Monto asignado
hasta $220.354	$8.626
entre $220.354 y $321.851	$5.294
entre $321.851 y $501.978	$1.763
superior a $501.978	$0

La segunda subparte es el Bono de Protección, que es decreciente en el tiempo de estadía en el programa, de forma que desde el mes 1 al 6 asigna $14.400; del 7 al 12, $10.972; del 13 al 18, $7.542; y del mes 19 al 24, $7.744.

El segundo pilar, llamado Deberes, nuevamente se compone de dos bonos. El primero es el Bono Control del Niño Sano, el que se entrega mensualmente a familias que cumplan con la acreditación de control de niño sano para menores de 6 años cumplidos por un monto de $8.000 por niño. El segundo es el Bono por Asistencia Escolar, destinado a familias con niños entre 6 y 18 años y cuya asignación es condicional a una asistencia mensual de al menos 85 % en un establecimiento reconocido por el estado. El monto será de $5.000 por cumplimiento entre los meses de junio y septiembre, y de $8.000 mensuales por los meses entre septiembre y diciembre, transferencias a realizar en un solo pago el mes de marzo del año siguiente.

La fecha de los pagos, como se mencionó anteriormente, depende del tipo de bono. La Asignación Social se paga en Caja de Compensación; Instituto de Previsión Social; repartición del sector público en que se desempeña el beneficiario; mutualidades; y administradora de fondos o compañía de seguros, respecto de los pensionados del Decreto Ley 3.500, de 1980.

Cabe destacar que el pago por cumplimiento de la condición es al menos tan relevante

como el pago por vulnerabilidad, ya que la familia más vulnerable recibe $8.626 por pilar dignidad mensualmente y $8.000 por hijo que cumpla la condición.

3.2. Datos utilizados

Los datos utilizados fueron obtenidos gracias a una petición al Ministerio de Desarrollo Social utilizando la Ley de Transparencia de la Información. La composición de la base de datos consolida información de la Ficha de Protección Social, Asignación Social y el Ministerio de Educación. El detalle es el siguiente:

• De la Ficha de Protección Social: Folio falso (para identificar familias); Región; Comuna; Zona (urbana o rural); Número de personas en el hogar; Parentesco con el jefe de hogar; Edad; Género; Escolaridad; Condición de actividad; Nacionalidad (chileno o no); Ingresos (con la mayor desagregación posible); Puntaje o Índice de vulnerabilidad (basado en ese puntaje se entrega la Asignación Social en los 4213 ptos).

• De la Asignación Social: Beneficiarios a abril de 2011 y a diciembre de 2011; Monto de la asignación pagado en cada caso.

• Del Ministerio de Educación (datos para diciembre 2010, diciembre 2011, diciembre 2012.): Nivel educacional al que se asiste; Promedio de notas; Porcentaje de asistencia; Situación final (promovido, reprobado o retirado).

4. Identificación del efecto de la condicionalidad

4.1. Descripción general

Antes de describir la estrategia es clave destacar que toda la presente tesis se concentra en educación básica general (excluyendo por ejemplo educación media). Este acotamiento se hace debido a la conveniencia metodologica respecto de otros niveles de educación como enseñanza media, donde la varianza de tipos de programas puede generar problemas que no están presentes al considerar solo educación básica (ya que esta última presenta un programa relativamente homogéneo entre colegios).

La estrategia se divide en dos partes. En primer lugar, se utiliza el método de identificación llamado de diferencias-en-diferencias, con el cual se obtiene el tamaño del efecto condicionalidad. Dentro de esta primera etapa, se explora posibles diferencias en tamaño del efecto según nivel inicial de asistencia escolar, se controla que la distribución de los saltos de un año a otro sea bien comportada, y se caracteriza el *take-up* de la política (mayor detalle en sección 6). En segundo lugar, se complementa con una regresión discontinua, la cual nos permite identificar el efecto total de la política.

Ambas aproximaciones son esencialmente diferentes debido al peso que le asignan a las personas para calcular el efecto. Así, mientras el de diferencias-en-diferencias toma el pro-

medio del grupo control y el grupo tratamiento, la regresión discontinua pondera de mayor forma a los individuos cerca del umbral. Por lo anterior, no es posible comparar el efecto total estimado por RD con el efecto condicionalidad estimado por diferencias-en-diferencias para calcular el efecto ingreso implícito.

Tal como se dijo, la primera parte utilizada diferencias-en-diferencias, la cual es una metodología del tipo *Average Treatment Effect*(ATE) puesto que estima el impacto promedio para el grupo de los tratados. Esta aproximación tiene algunos problemas que el lector podrá pensar; sin embargo, se sugiere entenderla primero ya que más adelante éstas se plantean con una solución.

Tal como se planteó en la introducción, la Asignación Social tiene dos efectos. En primer lugar aumenta la restricción presupuestaria de todas las familias tratadas al transferirles incondicionadamente dinero. En segundo lugar, a aquellas personas que cumplan la condición se les entrega un monto adicional de dinero, es decir, el presupuesto para ellos aumenta adicionalmente.

Podemos explicar la intuición de la estrategia utlizando la figura 4,1,1 (en la sección 6 se presenta uno similar escalado para el contexto real de la política). Antes de la política había un grupo de personas que no cumplian con la condición, las que llamaremos grupo A. De ellas, algunas cambiaron su asistencia sin pasar del umbral (grupo B) y otras pasandolo (grupo C). Dado que ambos tipos de personas recibieron el mismo efecto ingreso puro producto de la transferencia incondicional, la diferencia entre ellas es que a unos el pago condicionado les resultó lo suficientemente atractivo como para saltar sobre el umbral.

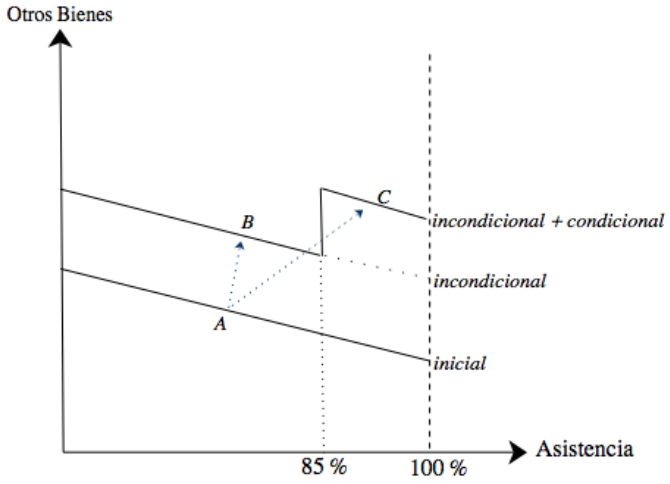


Figura 4.1.1

En este contexto, podemos definir al grupo B como el grupo control y al grupo C como los tratados. Con ambos grupos en mente, podemos implementar diferencias-en-diferencias para identificar plenamente el efecto condicionamiento. Esto se debe a que esta metodología aísla el efecto ingreso que actúa sobre ambos grupos y los otros efectos fijos que puedan existir (i.e. en Chile el año 2011 ocurrieron una serie de marchas y paros estudiantiles que incidieron negativamente sobre el promedio de asistencia escolar)[5].

Concentrandonos en los grupos B y C, se implementa diferencias-en-diferencias, que calcula el promedio de los controles y los tratados en un año base (año 2010, donde la política no existía) y los resta, luego hace lo mismo para el período siguiente (2011) y luego saca la diferencia de ambas diferencias. Así si ambos grupos se movieron en cualquier dirección producto de algún efecto fijo (como las marchas de 2011), esto es desestimado para calcular el efecto final del tratamiento. Por ello, dado que pensamos que la única diferencia entre ambos grupos es el efecto del condicionamiento que tiene el grupo tratamiento (ya que ambos reciben el efecto ingreso puro), la diferencia de la diferencia solo contendrá el impacto de éste en la escolaridad promedio del grupo tratado.

Como el lector podrá pensar, falta explicar que pasa con las personas del grupo A que con solo el efecto ingreso saltan sobre el umbral (sin la necesidad del incentivo adicional del pago incondicionado). En primer lugar si pensamos que el efecto ingreso es constante para todas las personas, entonces quienes reciben el pago incondicional del grupo A necesariamente saltan a un punto como B, dejando de existir el grupo que se situaría sobre el umbral con solo el efecto ingreso. Dado que esto podría no ser así, la existencia de esta posibilidad adicional supone el que el grupo de tratados contiene gente que en realidad no es tratada por el efecto condicionalidad, por lo que la implementación de diferencias-en-diferencias sobreestimaría el efecto. Esto supone un punto crítico al presente trabajo, y condiciona los resultados a ello. Adicionalmente, la identificación anterior es válida solo si se cumplen dos supuestos.

En primer lugar, los efectos ingreso y los fijos se asumen constantes para toda la población. Así por ejemplo, las marchas estudiantiles de 2011 afectaron la escolaridad promedio de igual forma a las personas a lo largo de la distribución de asistencia inicial, por lo que si hubo efecto en sus promedios de asistencia, éste fue el mismo para ambos grupos. También se asume que las personas reaccionan de la misma forma al pago incondicional del programa. Esta última suposición es razonable al considerar que las personas tratadas y utilizadas para este cálculo pertenecen a un grupo de similar vulnerabilidad según el puntaje de la Ficha de Protección Social (que se hará variar en el ejercicio). Por ello, para este último supuesto solo es necesario que los puntajes efectivamente agrupen a personas similares.

En segundo lugar, es necesario hacer un supuesto sobre la probabilidad de asistencia. Para hacer el punto pensemos que la asistencia escolar cada año es una variable aleatoría que distribuye uniformemente entre cero y uno, donde cada observación está independien-

[5]Cálculo propio basado en misma base de datos que el resto del estudio

temente distribuida (iid).

$$Asistencia_{2011} \sim U(0,1)$$

Con esta distribución sabemos que se cumple que la probabilidad de que la asistencia disminuya dado que el primer año se estuvo sobre el umbral es mayor a la probabilidad que la asistencia disminuya dado que el año inicial se estuvo por debajo. Lo anterior formalmente es $P(Asist_{2011} < Asist_{2010} | Asist_{2010} > 85\,\%) > P(Asist_{2011} < Asist_{2010} | Asist_{2010} < 85\,\%)$. Esto es debido a que la esperanza de la asistencia en este escenario es 0.5.

Bajo ese escenario, si aplicáramos el método de diferencias-en-diferencias de la forma antes planteada, necesariamente obtendríamos que hubo un impacto positivo de la política. Así, para un individuo se hace más probable bajar que subir mientras más arriba está en la distribución inicial (ya que tiene más espacio para bajar que subir), por lo que el método encontraría un efecto positivo de un tratamiento inexistente.

Hecho el ejemplo anterior, volvemos al contexto real donde la asistencia no es una variable aleatoria independiente de un año a otro. Sin embargo, para que la estrategia planteada funcione debemos suponer lo opuesto, es decir, la decisión de asistencia del año 2011 está completamente determinada por la decisión del año 2010 en ausencia de otros efectos. Solo si dicho contexto se cumple, entonces diferencias-en-diferencias captura el efecto del condicionamiento.

La importancia del efecto condicionamiento depende necesariamente de las preferencias personales. Para aquellas personas inicialmente más lejos del umbral puede existir un costo mayor por lograr llegar al umbral, por lo que además hay que ver si el efecto condicionamiento depende del nivel inicial. Para analizar lo anterior se procede en dos partes. Primero se gráfica la asistencia 2011 respecto de la asistencia 2010 y se hacen pasar polinomios de diferentes grados para ver la relación que en promedio existe en cada nivel. La forma de los polinomios entrega una primera impresión sobre el efecto, por ejemplo, si encontramos una línea de 45 grados entonces la política afecta solo en nivel pero no diferente según la distancia inicial al umbral (sección 6,1,2 profundiza en esto). Luego, en segundo lugar, se hacen tres subgrupos según asistencia 2010, y se estima el efecto condicionalidad para cada uno. Con ello, podemos ver si la política presenta alguna particularidad en la forma de impactar de acuerdo al nivel inicial de asistencia de ellas.

En la sección de metodología de diferencias-en-diferencias se entrega mayor detalle sobre en qué consiste este método econométrico, así como su formulación específica para este caso.

Tal como ya se ha dicho, la Asignación Social hace participes a todas las personas bajo los 4.213 puntos de la Ficha de Protección Social. Dado que esta ficha no es manipulada en la vecindad de este umbral (ver sección Chequeo de Robustez), se puede pensar que los individuos a uno y otro lado del umbral, en especial los exactamente un punto a la izquierda y uno a la derecha, son en definitiva individuos iguales. Con ello, al asignar la política a

un lado y al otro no, se tiene un contrafactual válido para medir el efecto de la política. El método de regresión discontinua (RD de ahora en adelante) aprovecha este hecho para calcular el impacto de un tratamiento para individuos en la vecindad del umbral (el ancho de las personas a considerar alrededor del umbral se llama ancho de banda, y se hace variar para obtener una noción robusta del efecto de la política).

4.2. Detalle de la metodología

4.2.1. Diferencias-en-diferencias

El método de diferencias-en-diferencias es una técnica econométrica cuasi-experimental que se usa para medir el efecto de un tratamiento sobre una población en un determinado intervalo de tiempo. Esta aproximación es altamente efectiva para medir cambios en media aislando de otros efectos fijos si se cumple que la única diferencia entre la población control y la tratada es el tratamiento propiamente tal, es decir, ambas poblaciones tienen las mismas respuestas endógenas a shocks externos, por lo que constituyen un contrafactual válido.

Es importante recalcar que el evento que determina la asignación del tratamiento debe ser completamente exógeno, ya que si hubiese endogeneidad en la selección de los individuos en cada grupo, la comparación de medias ya no capturaría únicamente el efecto del tratamiento. Este punto es particularmente importante en la utilización de este método en este paper, ya que asumimos que a priori no hay endogeneidad en la selección de a qué lado del umbral pararse por parte de los individuos. Esto no es así plenamente ya que deben existir algunas características particulares de los individuos que los lleven a situarse a uno u otro lado del umbral. Sin embargo, dado que hacemos variar a los individuos seleccionados a trevés del rango de puntaje tomado en la Ficha de Protección Social, podemos pensar que ellos son más o menos similares. Además dado que el punto inicial es antes de la existencia del tratamiento (la Asignación Social), este punto puede pensarse como exógeno a las decisiones de las personas. Finalmente, pensando que lo que queremos capturar es justamente el movimiento que tienen por reacción a la política, el método de diferencias-en-diferencias logra cumplir su objetivo.

En la práctica, el modelo de diferencias-en-diferencias calcula el cambio esperado en una variable resultado entre el período inicial (previa implementación) y un período final (post implementación) para el grupo tratamiento, menos la misma diferencia para el grupo control. Por ello, este procedimiento requiere de datos panel, ya que necesitamos al menos dos observaciones por cada individuo. Formalmente definamos Y_{it} como la variable resultado, con i indicando al individuo y t el tiempo. Sea D una variable que toma valores de $D = 1$ cuando el Individuo es tratado y $D = 0$ cuando no, y e_i un error asociado a la persona i. La regresión a hacer es de la siguiente forma.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 * periodo_t + \beta_2 * D_i + \tau * periodo_t * D_i + e_i$$

Así, por diferencias-en-diferencias el impacto sobre cada individuo está determinado por la ecuación a continuación.

$$\tau_{dd} = [E(Y_2|D=1) - E(Y_1|D=1)] - [(E(Y_2|D=0) - E(Y_1|D=0)]$$

Por lo tanto, el estimador de la regresión queda como:

$$\hat{\tau}_{dd} = [(\bar{Y}_2|D=1) - (\bar{Y}_1|D=1)] - [(\bar{Y}_2|D=0) - (\bar{Y}_1|D=0)]$$

Ahí $\bar{Y}_t$ denota el promedio del grupo en el periodo t. Este estimador cumple con la propiedad de ser insesgado y consistente si no hay endogeneidad en la selección de los grupos.

Esta aproximación tiene dos propiedades importantes que permiten que, dado el cumplimiento de los supuestos, la comparación de medias tenga sentido. En primer lugar, ajusta por la diferencia inicial de ambos grupos. Y en segundo lugar, considera solo la diferencia en el movimiento entre períodos de ambos grupos, es decir, si hubo cualquier efecto actuando sobre ambos éste se elimina (i.e. el ya mencionado efecto marchas en este paper es eliminado).

4.2.2. Regresión discontinua

Una regresión discontinua[6] (RD) es un diseño no experimental de evaluación de un tratamiento o política pública. Ésta se basa en que la asignación de un tratamiento cambia discontinuamente según un valor corte de una variable exógena z (puntaje FPS). Así, la participación en el programa depende discretamente (probabilidad cero o uno) de estar a la derecha o izquierda de un umbral arbitrario de z, que llamamos $\bar{z}$ (para nuestro caso es 4.213 puntos en la FPS). En particular, para cada individuo i se observa un indicador del tratamiento, $D_i = I[z_i \leq \bar{z}]$, (donde $I[*] = 1$ si la condición se cumple y cero en caso contrario); la variable resultado, Y_i , y la variable de focalización z_i. Existen básicamente dos tipos de regresiones discontinuas: la nítida y la borrosa, cuya diferencia está en el grado de determinación de la asignación por $\bar{z}$. En nuestro caso, dado que el acceso a las transferencias está completamente determinado por el valor de z, utilizamos la nítida. En éste, la probabilidad de observar D_i salta discretamente, tal como se observa en el gráfico 4.2.2.1.

[6] Bernal y Peña (2011)

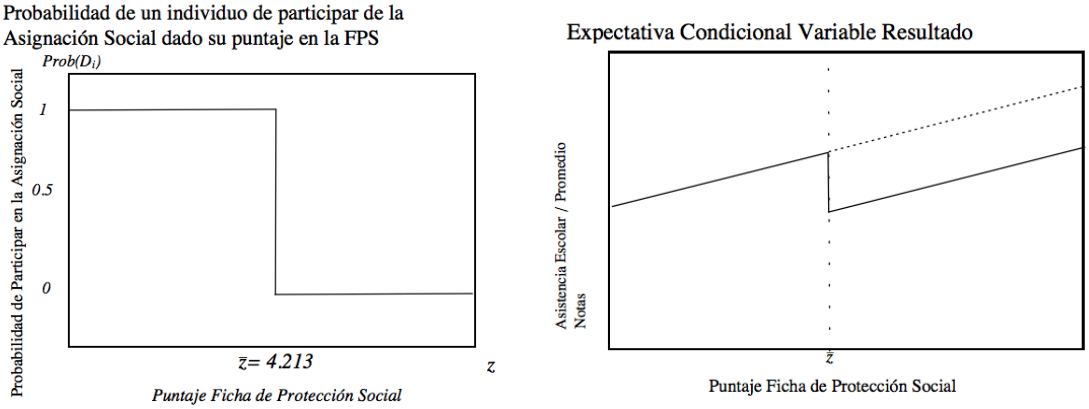


Figura 4.2.2.1

Al ser asignada una política por una variable inmanejable por los asignatarios en un valor umbral, la diferencia promedio entre las personas en la vecindad es el efecto de la política.

Así la primera condición sobre esta regresión, la de identificación, se puede formalizar en que $\lim_{z\uparrow\bar{z}} D(Z=z) \neq \lim_{z\downarrow\bar{z}} D(Z=z)$, donde el primero es la aproximación por la izquierda y el segundo, por la derecha. En este caso, ambos límites existen y son iguales a cero y uno, respectivamente.

La idea de una RD es que los individuos justamente a la izquierda de $\bar{z}$ son muy parecidos a los de la derecha, de forma que su diferencia está solo en la participación en el programa. Por lo mismo, la comparación de estos dos grupos se asemeja bastante a ser un contrafactual. Así el parámetro estimado es un efecto promedio local del tratamiento. Por otro lado, es necesario verificar el cumplimiento de varios supuestos, los cuales se analizan a continuación.

El primer supuesto es que la variable z tenga una distribución continua y densa alrededor de $\bar{z}$.

Por otro lado tenemos la condición de continuidad local. Esta última es necesaria para que un lado del umbral sea un posible contrafactual del otro.

El tercer supuesto que debe cumplirse es que la participación en otros programas o políticas debe ser continua en el umbral. Esto último es clave ya que sino sería imposible identificar el efecto del tratamiento. Para nuestro caso esto representa un desafio, ya que una proporción de las personas que recibieron la Asignación Social ya estaba participando del programa Chile Solidario, que también se asignaba en el mismo puntaje. Así que con el fin de evitar este problema de identificación se tomaron sólo aquellas personas que no eran parte de Chile Solidario, y se fueron incoporando en el tiempo. Esto no supone problema alguno ya que al tener inicialmente cuotas de disponibilidad el programa, algunas

personas fueron asignadas (de forma aleatoria) para entrar al programa por cumplir estar bajo el puntaje. Por ello, aunque incluso pudiese haber diferencias endógenas entre quienes entraron primero y los más recientes, cosa que ocurriría si la asignación de cupos no hubiera sido aleatoria, dado que consideramos solo a las personas más recientes para la comparación, ellas poseen características similares en cuanto a lo que pude variar el orden de entrada (influencia política, grado de necesidad personal percibida, etc). Por lo anterior, esta forma de filtrar los datos no presenta un problema a la estrategía de identificación.

Un último supuesto es que los individuos no tengan control sobre el puntaje (z) que reciben (esto se justifica en la sección 5), de forma que el tratamiento no tenga problemas de endogeneidad. Este supuesto está relacionado con el de continuidad anterior, ya que si el puntaje fuese manipulable observaríamos concentraciones diferentes a cada lado del umbral. Una forma de mostrar que éste se cumple, adicional a lo explicado en la sección dedicada a cómo se hace el puntaje de la FPS, es simplemente graficar un histograma del puntaje en la vecindad del umbral (ver chequeo robustez en sección 4). Con lo anterior, al observar densidades parecidas a lo largo de la distribución, podemos notar que no hay manipulación efectiva de quedar bajo el puntaje de corte para recibir la Asignación Social.

5. Chequeos de robustez

Para una mejor comprensión de los alcances de esta tesis, resulta clave explicitar cuáles son las posibles fuentes de error en los datos.

Una fuente claramente presente son las instancias en las que puede haber manipulación. A continuación se presentan los incentivos y oportunidades para que ello ocurra.

En primer lugar, la concentración de personas exactamente en el umbral (85 % de asistencia escolar) es alta debido a una mezcla de dos importantes factores. El primero es requerido por ley[7] que los alumnos cumplan con al menos dicha asistencia para pasar de curso (se puede pasar con porcentajes menores si se justifican debidamente). Por ello, es probable que se genere una concentración en este nivel al ser una cota mínima. En segundo lugar, la subvención fiscal anual (la cual cubre al 90 % de la enseñanza escolar) se calcula basada en el porcentaje de asistencia promedio del alumnado y no considera alumnos reprobados, por lo que se puede plantear que existe un incentivo directo a manipular ésta al alza y al menos hasta esta cota mínima. Sin embargo, dado que esta política está presente desde 1986, la manipulación no es algo nuevo y por lo tanto una política adicional efectiva mostrará resultados sobre los niveles anteriores si no existe una cota superior restrictiva en dicho nivel (que es este caso, ya que quedan 15 puntos adicionales para subir sobre el umbral de asistencia requerida).

En cuanto a la recolección de datos, la asistencia es tomada diariamente por profesores y luego levantada por ellos desde los colegios al ministerio. Además hay inspectores que visitan con frecuencia superior al mes de clases los colegios para verificar que los datos se

[7] Ministerio de Educación

estén tomando en orden. Esto ocurre desde 2005 y sigue hasta hoy, por lo que los datos se generan antes, durante y después del intervalo de tiempo utilizado. El levantamiento de datos para la Asignación Social lo hace directamente el Ministerio de Desarrollo Social en los colegios, dejando de lado el paso por los municipios, que podrían manipular datos para lograr mayor asignación dentro de ellos.

En segundo lugar, se debe analizar el puntaje entregado por la Ficha de Protección Social.

A nivel teórico, la generación del puntaje de la FPS se construye para que no exista minipulación por parte de los asignatarios. Este puntaje intenta capturar el nivel de vulnerabilidad de una familia, considerando factores estructurales a su capacidad de generación de ingreso, como su nivel de educación y discapacidades y factores declarados (los cuales ponderan un 10 % del puntaje para evitar sesgos por falsas declaraciones). Con este puntaje es posible pensar que familias con igual puntaje tenderán a ser más parecidas, hecho que explotaremos al hacer variar el intervalo considerado en el análisis.

Hacia fines de los años 70 se creó la Ficha CAS, siendo ésta el primer instrumento en Chile utilizado para focalizar el gasto social. Luego de ser reformada en 1987, pasando a ser la Ficha CAS 2, nace la Ficha de Protección Social (FPS), reenfocando la política social desde un enfoque esencialmente centrado en necesidades básicas insatisfechas a uno en vulnerabilidad.

La FPS tiene por objetivo identificar, seleccionar y priorizar a las familias más vulnerables de la comunidad en su acceso a determinados programas sociales, considerando básicamente sus necesidades como grupo familiar y los recursos actuales y potenciales con los que cuenta. Dado que con esta ficha se asignarán diferentes políticas sociales, la FPS crea un puntaje que está asociado a la vulnerabilidad de la familia. Es clave en el proceso de asignación de beneficios basados en este puntaje el que éste no sea manipulable, por lo que a continuación se describe en detalle su conformación.

Este puntaje está conceptualmente descrito por $P = \frac{f(CGI,ID)*g(IP)}{h(IN)}$. P es el puntaje obtenido, f, g y h son funciones sobre variables contenidas en sus argumentos, CGI es la capacidad generadora de ingresos de cada uno de los integrantes de la familias, ID son los ingresos declarados, IP los ingresos permanentes del grupo familiar, y finalmente IN es un índice de necesidades. La capacidad generadora de ingresos (CGI) es una valoración promedio que el mercado laboral realiza sobre un conjunto de atributos asociados a capital humano, edad, sexo, etnia y localización.

En primer lugar están los argumentos de f(), CGI e ID. La CGI estima el ingreso mediante una regresión lineal de ocho ecuaciones distintas dependiendo del género y situación ocupacional del entrevistado (no se asigna CGI según criterios del tipo, por ejemplo, ser estudiante hasta los 24 años). Los ingresos declarados (ID) son ingresos de corto plazo declarados por las familias, que al ser sujetos de manipulación reciben menor ponderación. Así el primer componente, la función f(), asigna una ponderación de 90 % a CGI y 10 % a ID.

En segundo lugar está IP, compuesto por montepíos, jubilaciones, etc, todos elementos 100 % verificables.

Finalmente, el IN considera las necesidades asociadas a la presencia de discapacidades y una escala de equivalencias.

Aunque no es información oficial, la Ficha de Protección Social está en reformulación puesto que el puntaje estaría siendo manipulado para obtener beneficios. Respecto de nuestra metodología, esto representa un problema si las personas son capaces de elegir a qué lado del umbral se ponen con bastante precisión. Sin embargo, esto no representa un problema ya que la manipulación comienza después de nuestro período de evaluación. Las personas toman algún tiempo en aprender cómo manipular el puntaje y esto se da posteriormente. Esto se puede argumentar simplemente viendo el histograma (ver figura 5.1) de puntajes de FPS.

Por otro lado, a nivel empírico, se observa (ver siguiente figura) que potencialmente existe manipulación solo en algunos tramos.

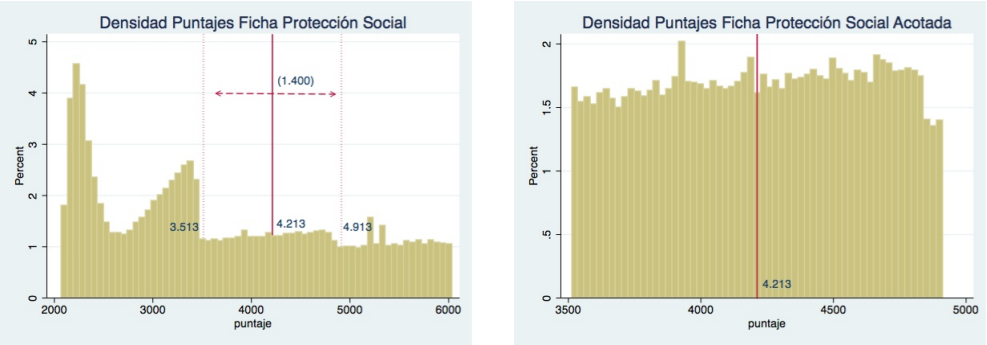


Figura 5.1

Sin embargo, esos antecedentes sugieren que la manipulación no se observa para el rango utilizado. De hecho el rango máximo que podemos utilizar donde no hay manipulación es de $+(-)700$ respecto del corte de 4,213. Este ancho de banda es superior al usado, por lo que podemos obviar problemas de manipulación en el puntaje de la Ficha de Protección Social.

6. Resultados

6.1. Estimación del efecto

Tal como se explicó en la sección 4, la identificación inicial del efecto de la condicionalidad se hace para el promedio de individuos tratados. Luego, se procede a evaluar si

existen diferencias en el impacto de la condición según cuán lejos se está del umbral de cumplimiento.

En el contexto de las personas tratadas, la situación de elección se puede mostrar como en la figura 6.1. Ella está escalada para un presupuesto de $150.000 por persona mensual[8], a lo cual se suma un bono de $8.626 por pilar dignidad (incondicional) y uno de $8.000 por cumplimiento de la condición en asistencia.

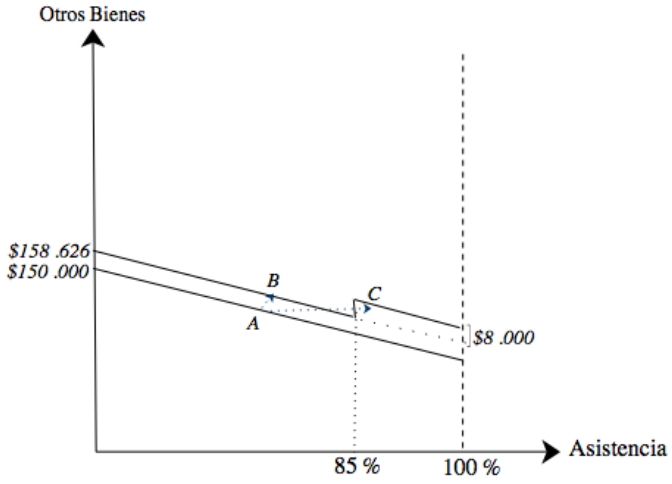


Figura 6.1

Bajo el método de diferencias en diferencias encontraremos el efecto del condicionamiento promedio para el individuo del grupo tratamiento que definamos. Esto implica que puede haber diferencias significativas de impacto dentro de los individuos del grupo tratado. Por ello, adicionalmente hay que verificar cómo es la distribución de los individuos que saltan de un año a otro, es decir, tenemos que descartar el que haya un grupo que salte y otro que no, de forma que el promedio estimado tenga sentido como valor. Un ejemplo claro que invalidaría la relevancia del promedio encontrado es que se observara, por ejemplo, una distribución dicotómica en el tamaño del salto (cambio individual año a año), es decir, si la mitad no salta y la otra lo hace en 10 puntos, el encontrar que el salto promedio es de 5 no tendría valor explicativo. Por ello, junto a cada tabla de resultados se presenta la distribución de los saltos (solo se presentan aquellos que representan un porcentaje mayor a $0,5\,\%$).

Cada estimación se presenta para dos rangos de puntajes, de forma de hacer variar en

[8]El ingreso por persona para el grupo de los tratados puede ser mayor o menor. La FPS los agrupa por vulnerabilidad, es decir, puede ser equivalente ganar $200.000 para un individuo con discapacidad que para otro sin ella ganar $150.000.

forma significativa la heterogeneidad de la vulnerabilidad capturada por este índice y con ello ver si se encuentran diferencias relevantes por composición.

Finalmente, interesa caracterizar el take-up, es decir, a quiénes dentro de los tratados efectivamente fueron afectados o decidieron participar en cumplir la condición. Para ello se presenta un análisis adicional.

6.1.1. Efecto de condicionalidad sobre todos los tratados

Para hacer la identificación del efecto deseado, comparamos la evolución que tienen dos grupos cuya única diferencia es que al grupo tratamiento lo afecta el efecto condición mientras al control no. Tal como se vio en la sección 4, el marco anterior se cumple bajo ciertos supuestos solamente. De ser así, la identificación es completa.

Las siguientes tablas capturan el efecto condicionamiento para todo el grupo tratado. Cabe destacar que se incluyen los alumnos que reprobaron el año 2010 y 2011 por no cumplir la asistencia mínima justificada, puesto que el análisis de la política debe incluir el efecto sobre ellos también.

Los resultados se presentan en 2 tablas que hacen variar el rango de puntajes considerado: la primera considera hasta 700 puntos bajo el umbral, y la segunda solo 250 puntos. La razón de lo anterior es ver si hay diferencias al hacer variar la homogeneidad del grupo considerado (un mayor rango considera gente más heterogénea).

Previo a los resultados, se presenta la Tabla 6.1.1 que resume los tamaños de los grupos representados en la figura 6.1. Ella entrega los tamaños de los grupos para ambos rangos de puntaje.

Tabla 6.1.1 : Tamaño de los grupos

Grupo	Tamaño rango (-)250	Tamaño rango (-)700
Cumplian a priori	4.033	12.196
NC a priori	1.715	5.261
NC a posteriori (B)	997	2.532
Cumplen a posteriori (C)	718	2.729
Total	5.748	17.457

*NC : no cumplen.

La tabla anterior muestra que el grupo total de personas que recibieron el subsidio incondicional es de 5.748 y 17.457, según el rango de puntaje considerado. De ellas, 4.033 y 12.196 respectivamente, cumplian la condición de asistencia mínima antes de que se instalara la política. De aquellas personas bajo el umbral inicialmente, definimos de acuerdo a la figura 6.1, que el grupo B (no tratados) es de aquellas personas que partiendo debajo del umbral se mantuvieron bajo éste al año siguiente, mientras el grupo C (tratados) es de quienes partiendo del mismo punto sí lograron cumplirla. Por ello, tanto el grupo B

como el C reciben el subsidio incondicionado, aunque solo el grupo C recibe el pago por cumplimiento de la condición.

El tamaño del efecto condicionalidad promedio para todos los tratados, según dos rangos de puntaje, son los siguientes:

Tabla 6.1.1.1 : Efecto condicionalidad. Rango 3.513 - 4.213 puntos

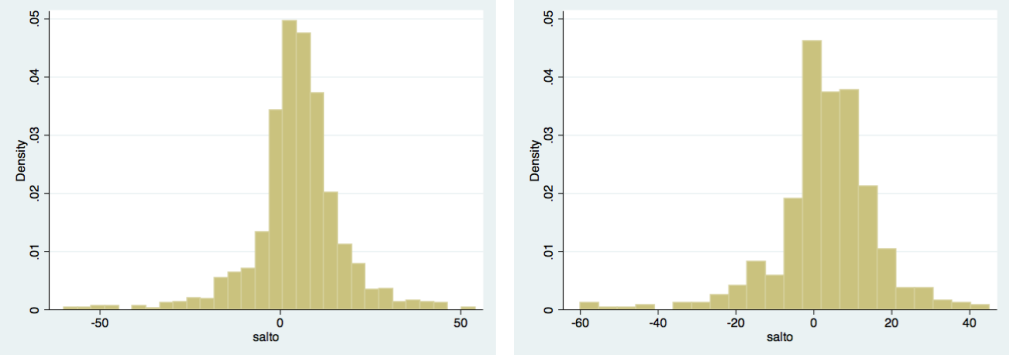
Número de observaciones : 4.848

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	81,302	82,046	0,744	80,113	82,402	2,289	1,545
Error estándar	0,459	0,523	0,696	0,325	0,37	0,492	0,381
t	176,99	82,72	1,07	77,64	85,03	3,88	4,05
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,285	0,000	0,000	0,000	0,000***

Tabla 6.1.1.2 : Efecto condicionalidad. Rango 3.963 - 4.213 puntos

Número de observaciones : 1.488

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	81,361	81,984	0,623	79,461	81,970	2,51	1,886
Error Estándar	0,865	0,993	1,317	0,612	0,702	0,932	0,722
t	94,02	81,99	0,47	77,26	82,77	2,65	2,61
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,636	0,000	0,000	0,007	0,009***



Rango 3.713 - 4.213 Rango 3.963 - 4.213

Figura 6.1.1.1 : Distribución de saltos por rango

El efecto asociadado netamente a la condicionalidad para para el promedio de los tratados flota en el rango 1,548 % y 1,886 % adicional en asistencia escolar. Es decir, se produce un aumento aproximado de 2 % en asistencia escolar anual por condicionar un pago sobre el cumplimiento una asistencia escolar mínima. Vemos además que el impacto del es levemente menor cuando consideramos un rango más amplio. En ambos casos es positivo y estadísticamente significativo.

La variación del estimador fue de 21 % aproximadamente al reducir la población utilizada en 70 %, lo cual sugiere que si bien hay cambio, ambos se mantienen positivos y ampliamente significativos, por lo que el efecto no depende significativamente de la vulnerabilidad de la población tratada.

En ambos casos, a través de las figuras en 6.1.1.1, se verifica que la distribución de los saltos de un año a otro sea bien comportada y que por ello el valor estimado en cada caso tiene valor explicativo.

6.1.2. Segmentación por nivel inicial

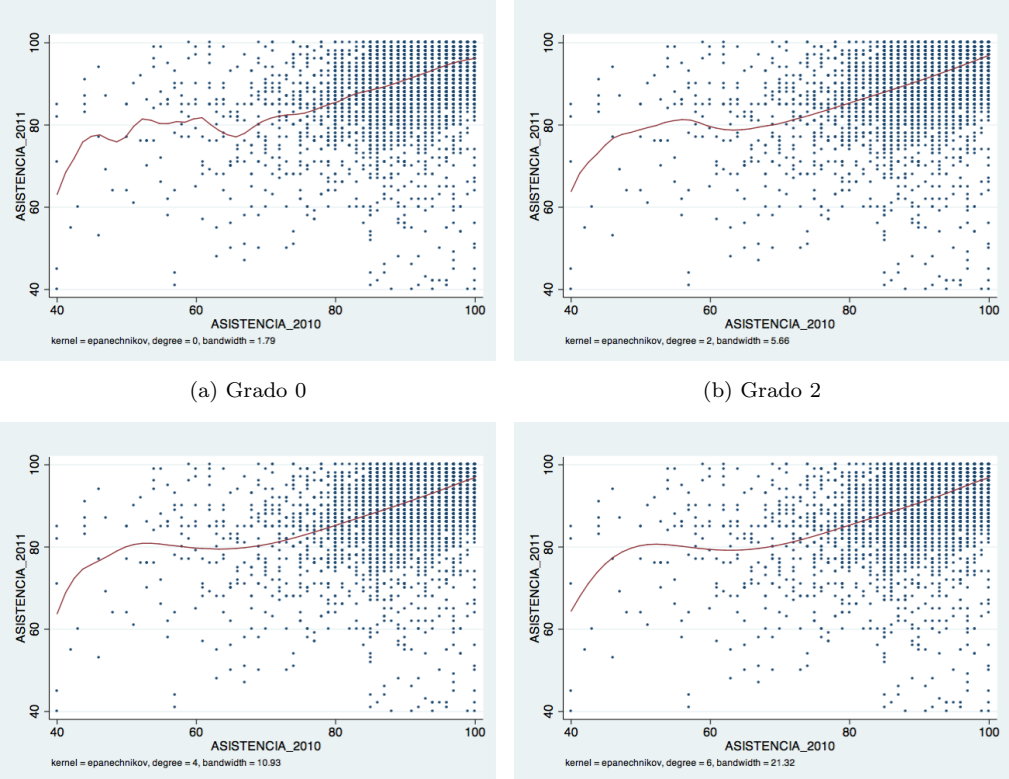
Los resultados anteriores muestran que el efecto es significativo para los tratados y que la distribución de los saltos valida el valor promedio como referencia de tamaño. Sin embargo, es intuitivo pensar que el efecto no es constante en la población. De hecho, existen dos posibles hipotesis. La primera es que mientras más lejos están los individuos del umbral, menos efectiva será la política. Esto pensando que quienes están más lejos enfrentan un costo marginal mayor para alcanzar la asistencia requerida. Por otro lado, la segunda hipótesis es que el beneficio de cumplir la condición sea lo suficiente como para que independiente de la distancia al umbral inicial, los individuos traten de cumplirla. Esta alternativa tiene implicito un efecto más fuerte para los inicialmente más lejanos al umbral. Sin embargo, debido a que no sabemos el modelo de toma de decisiones real de las personas, no podemos descartar a priori que el efecto genere otra forma de impacto como, por ejemplo, que el tamaño del impacto tenga forma no lineal.

Dadas estas posibilidades, en esta sección se presenta evidencia que sugiere que el tamaño del efecto es diferente según la distancia inicial al umbral que se considere. Primero se muestran una serie de ajustes polinómicos a la relación entre la asistencia pre y post tratamiento, con lo que podemos obtener una primera impresión de la forma del efecto. En segundo lugar, se estima el efecto promedio para grupos que se diferencien en su nivel inicial, de forma de ver cómo evoluciona el tamaño del efecto. Para lo último se presentan estimaciones para tres grupos.

Para partir vemos qué relación hay entre la asistencia el año 2010 con del año 2011 de cada individuo en un gráfico. Luego se hace pasar un polinomio con ajuste tipo *epanechnikov* para ver qué ocurre en promedio con la relación entre ambos a cada nivel (el ajuste dependerá del grado del polinomio). Se presentan varios polinomios, haciendo variar el rango de los datos seleccionados y el nivel de ajuste del polinomio, todos para un ancho de

700 puntos alrededor del umbral de 4,213. Previamente es clave tener en mente qué formas nos muestran qué efectos de la política. En primer lugar, dado el supuesto de que el efecto ingreso actua sobre todos igual, el pago incondicional no altera la pendiente sino que solo la cambia de nivel. Es decir, si la asistencia escolar entre el año 2010 y el año 2011solo difiere en el efecto del pago incondicional, debieramos observar una linea recta de 45 grados que parta sobre cero en el eje Y. Lo anterior sería es producto de un efecto ingreso. Por otro lado, en segundo lugar tenemos la forma en que actua el efecto condicionalidad. Dado que este requiere de una asistencia mínima para ser pagado, si la condición fuera atractiva para todas las personas, observariamos que todas las personas que inicialmente tenian asistencia bajo el umbral saltan a tener una asistencia sobre este, y los que estaban sobre no cambian su asistencia. Así, observariamos una linea recta en el eje Y horizonal hasta llegar al 85 % de asistencia el 2010, desde donde la recta cambiaria de pendiente para mantener la asistencia inicial de cada estudiante. Con el marco anterior en mente, se presentan los polinomios a continuación.

Figura 6.1.2.1 : Polinomios entre 40 % y 100 %



(a) Grado 0

(b) Grado 2

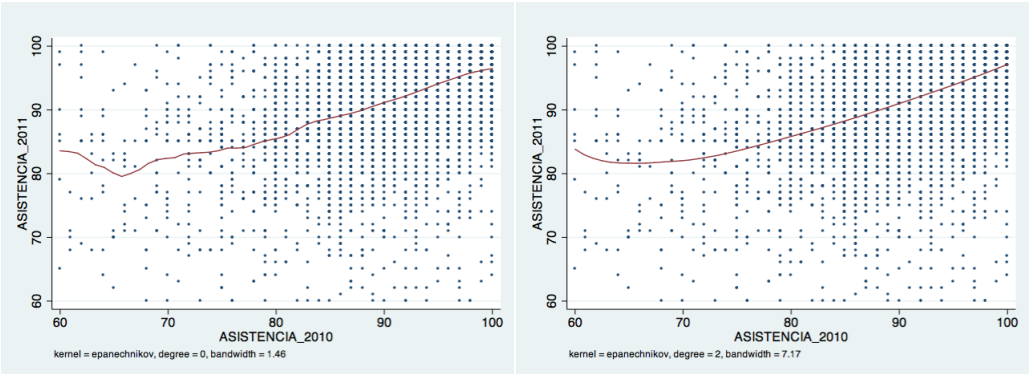
(c) Grado 4

(d) Grado 6

Los polinomios anteriores, en mayor o menor medida, sugieren que el tamaño del efecto es decreciente, es decir, mayor mientras menor sea el nivel inicial. Esto es, pasado el umbral requerido no hay cambio notable. Muestran, como se explico anteriormente, que la condición está siendo altamente efectiva ya que hay un salto (promedio) de todas las personas bajo el umbral inicialmente a llegar a este finalmente. Así, estas figuras nos sugieren que el efecto es progresivo y significativo.

Adicionalmente, acotamos por abajo los datos por los que pasa el polinomio. La idea de acotar es restringir el peso que tiene la mayor concentración de observaciones en niveles altos de asistencia sobre el ajuste del polinomio.

Figura 6.1.2.2 : Polinomios entre 60 % y 100 %



(a) Grado 0

(b) Grado 2

(c) Grado 4

(d) Grado 6

De estas nuevas figuras obtenemos nuevamente lo que parece un efecto dependiente del nivel inicial. Con ello, los datos sugieren que se está cumpliendo la segunda hipótesis antes planteada. Sin embargo, un polinomio no permite distinguir entre el efecto ingreso

puro y el efecto condicionalidad. Además, la forma del polinomio es un ajuste a los datos y no una función caracterizadora, es decir, de ellos podemos desprender intuición pero no conclusiones.

Es necesario, para profundizar en esta hipotesis, evaluar diferentes segmentos de nivel inicial de asistencia para ver si el efecto que se encuentra para cada uno es efectivamente diferente.

Dado los resultados anteriores, se procede a ver si efectivamente hay diferencia al seleccionar tres tramos diferentes. Se eligen tramos de forma arbitraria para compararlos. La arbitrariedad no tiene relevancia, ya que lo que se quiere mostrar es la diferencia en el tamaño del efecto, para ver si éste es más fuerte para aquellos que están más lejos del umbral inicial. Se eligen tres tramos para explorar la no-linealidad del efecto.

Tomando la distancia inicial de los individuos, se los divide en tres grupos, a los que se les estima el tamaño del efecto condicionalidad. Lo anterior se hace eligiendo convenientemente analizar los tramos $50\,\% - 60\,\%$, $60\,\% - 70\,\%$ y $70\,\% - 80\,\%$. Se presentan además los mismos dos rangos de puntaje en la FPS para verificar que la heterogeneidad del grupo no determina el sentido del efecto.

Tabla 6.1.2.1 : Efecto tramo 50 % - 60 % para rango 3.513 - 4.213 puntos

Número de observaciones : 219

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	52,688	69,152	16,465	46,910	70,638	23,728	7,263
Error estándar	3,523	4,217	5,495	2,491	2,982	3,886	3,010
t	14,96	56,59	3,00	50,37	65,81	18,33	2,41
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,003***	0,000	0,000	0,000	0,017**

Tabla 6.1.2.2 : Efecto tramo 60 % - 70 % para rango 3.513 - 4.213 puntos

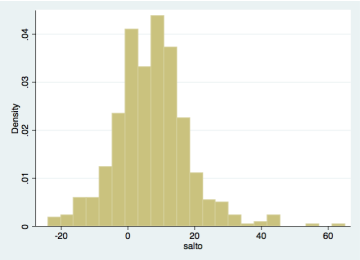
Número de observaciones : 447

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	62,882	74,707	11,824	58,162	77,045	18,883	7,059
Error estándar	2,12	2,836	3,541	1,499	2,006	2,504	1,940
t	29,66	67,05	3,34	59,73	73,51	14,64	3,64
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,000***	0,000	0,000	0,000	0,000***

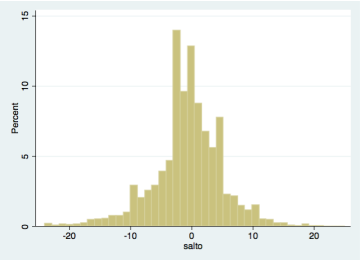
Tabla 6.1.2.3 : Efecto tramo 70 % - 80 % para rango 3.513 - 4.213 puntos

Número de observaciones : 1.443

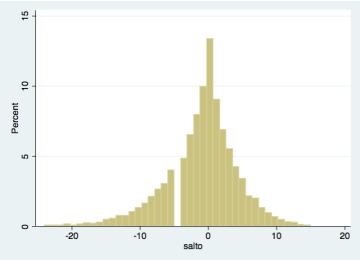
	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	72,769	81,468	8,699	69,186	82,969	13,782	5,083
Error estándar	1,097	1,127	1,573	0,776	0,797	1,112	0,862
t	66,32	80,49	5,53	68,15	84,26	13,27	5,9
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,000***	0,000	0,000	0,000	0,000***



50 - 60 %



60 - 70 %



70 - 80 %

Figura 6.1.2.3 : Distribución de saltos rango 3.513 - 4.213

Para el rango de 700 puntos bajo los 4.213, encontramos que el efecto en todos los casos es positivo y significativo. Además se observa que mientras más lejos se está del umbral inicialmente, mayor es el tamaño estimado del efecto, lo cual descarta la existencia de una forma no lineal del efecto, lo que está en linea con lo observado en los polinomios anteriores. Además, se verifica a través de la figura 6.1.2.3 que para los tres grupos la distribución de saltos es bien comportada, por lo que el valor referencial del promedio es válido.

Ahora se repite el ejercicio anterior para el rango menor 3.963 -4.213 puntos, para ver si obtenemos cambios por composición de los grupos.

Tabla 6.1.2.4 : Efecto tramo 50 % - 60 % para rango 3.963 - 4.213 puntos

Número de observaciones : 63

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	51,909	67,4	15,491	40,636	71,75	31,114	15,623
Error estándar	5,856	6,142	8,487	4,141	4,343	6,001	4,648
t	8,86	54,43	1,83	49,19	59,72	18,09	3,36
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,073*	0,000	0,000	0,001	0,001***

Tabla 6.1.2.5 : Efecto tramo 60 % - 70 % para rango 3.963 - 4.213 puntos

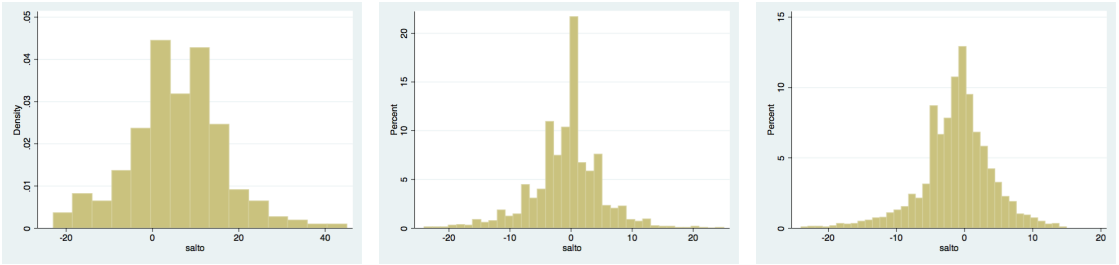
Número de Observaciones : 147

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	60,686	74,102	13,416	51,071	79,383	28,311	14,895
Error estándar	5,745	5,921	7,006	2,648	4,187	4,954	3,837
t	16,2	62,95	1,91	57,06	68,05	16,42	3,837
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,057*	0,000	0,000	0,000	0,000***

Tabla 6.1.2.6 : Efecto tramo 70 % - 80 % para rango 3.963 - 4.213 puntos

Número de observaciones : 444

	Año 2010			Año 2011			
Parámetro	Control	Tratados	Diff	Control	Tratados	Diff	Diff-en-Diff
Asistencia	73,39	82,016	8,626	69,481	82,715	13,235	4,603
Error estándar	1,946	2,030	2,814	1,378	1,435	1,99	1,541
t	37,65	77,64	3,07	70,55	81,32	10,94	2,99
P $>\|t\|$	0,000	0,000	0,002***	0,000	0,000	0,000	0,003***



50 - 60 %　　60 - 70 %　　70 - 80 %

Figura 6.1.2.4 : Distribución de saltos rango 3.963 - 4.213

Nuevamente, ahora para el rango de 250 puntos bajo los 4.213, encontramos que el efecto es positivo y decreciente en la distancia al umbral. Además se vuelve a verificar que la distribución de saltos es bien comportada.

La evidencia anterior nos permite concluir que el efecto es relevante en tamaño, significativo y progresivo, es decir, a mayor distancia inicial al umbral mayor el tamaño del efecto del condicionamiento.

6.2. Caracterización del take-up

La caracterización se presenta de dos formas. En la primera subsección se describen los datos, examinando cómo están compuestos los saltos (cambio asistencia de un año a otro) según diferentes variables. Además, se descompone por la mismas variables pero según el nivel inicial de asistencia escolar. La segunda subsección presenta un análisis econométrico, en primer lugar a través de un modelo de *mínimos cuadrados ordinarios* para explicar el tamaño del salto, y en segundo lugar usando un modelo *probit* para explicar quiénes decidieron participar de la política.

6.2.1. Análisis descriptivo de los saltos

En esta subsección se caracteriza la distribución de los saltos, es decir, se muestran características diferenciadoras de los que más cambian su comportamiento por la política y quienes menos. Anteriormente se presentaron resultados para diferentes tramos y rangos de puntaje. Aquí se describen los saltos desde el año 2010 al 2011 en asistencia escolar en dos etapas, ambas para el rango en puntaje más amplio (3.523-4.213 puntos).

La primera etapa es tomar a todas las personas que al año 2010 tuvieron una asistencia menor a 85 %. De ellas, se analiza la composición acotando por el tamaño del salto, es decir, primero vemos la composición de una variable para todos los saltos, luego mayores a 10, 20 y 30 puntos de un año a otro. La arbitrariedad de selección de intervalo no es relevante, ya que el origen de la comparación viene por el tamaño del salto. La diferencia en características por composición de diferentes tramos viene justamente en la segunda etapa.

La segunda etapa analiza si hay diferencias en las mismas variables trabajadas en la etapa uno, pero comparando diferentes tramos de asistencia durante el año 2010. Con esto, nos aseguramos de cubrir los ejes de posibles diferencias en composición.

En la primera etapa, se descompuso para el rango de 3.713-4.213 puntos, que es el rango más amplio usado anteriormente. Se hizo por cinco variables: género; relación del escolar con el dueño de casa; región; número de personas en el hogar y edad. Todos los gráficos están en el Apéndice de Figuras.

En primer lugar vemos que la composición por género de los saltos es relativamente constante, es decir, no se observa ningún indicio que los hombres o las mujeres reaccionen más. Esta observación es contraria a lo indicado en la literatura (Akresh & de Walque 2013).

Con respecto a la descomposición por relación con jefe de hogar, se observa que inicialmente el 45,91 % de los niños tratados es hijo del jefe y su cónyuge, mientras que para saltos mayores a 30 puntos porcentuales en asistencia, esto es de 47,93 %. Sin embargo, este dato es netamente descriptivo y debe hacerse algún ejercicio de mayor profundidad para encontrar una explicación coherente o al menos econométricamente mejor justificada.

Tanto la descomposición por región como por número de personas en el hogar no muestra ninguna tendencia llamativa y la composición de los grupos por tamaño de salto es similar en cada tramo.

La descomposición por edad llama la atención, ya que los gráficos sugieren que los más jóvenes serían los que más saltan.

En la segunda etapa se descomponen las mismas variables pero por tramo de asistencia escolar inicial. Se toman dos tramos, de 60 % a 70 % y de 71 % a 80 %.

La descomposición en los tres tramos en cada variable muestra grupos compuestos de la misma forma, por lo que la variación en la heterogeneidad por vulnerabilidad asociada al puntaje en la ficha de protección social no provoca alteraciones significativas.

6.2.2. Análisis econométrico de los saltos

En esta subsección se presenta un análisis formal para identificar generadores de los saltos.

No existe un modelo teórico sobre el *take-up* de este tipo de política en particular. Sin embargo, existe evidencia de que las mujeres en edad escolar son más suceptibles de ser afectadas por la política (Baird 2011). Debido a ello, se busca una primera explicación a través de la siguiente regresión:

$$Salto = \beta_0 + \beta_1 * mujer + \mu$$

Se presentan los resultados para dos tramos según nivel inicial y para dos rangos de puntaje.

Rango 3.513 - 4.213

Variable	Coef.	(Error est.)
mujer	-3.861	(2.051)
Constante	2.365	(1.530)

Rango 3.963 - 4.213

Variable	Coef.	(Error est.)
mujer	-2.762	(3.533)
Intercept	0.542	(2.694)

Grupo $60\,\% < Asistencia_{2010} < 70\,\%$

Rango 3.513 - 4.213

Variable	Coef.	(Error est.)
mujer	-0.630	(0.946)
Constante	-1.299	(0.699)

Rango 3.963 - 4.213

Variable	Coef.	(Error est.)
mujer	-1.649	(1.578)
Constante	-1.154	(1.181)

Grupo $70\,\% < Asistencia_{2010} < 80\,\%$

La especificación anterior no entrega resultados significativos, es decir, la evidencia no parece apoyar la tesis de que las mujeres tienen una suceptibilidad particular a esta política.

Adicionalmente, es razonable pensar que el costo de mandar un hijo al colegio es función del curso al que asiste o de su edad. De hecho, Akresh & de Walque (2013) plantean que es más probable que los programas de TMC tengan mayor efecto mientras menor sea la edad de los individuos. Una explicación coherente de ello es que mientras mayores son, más dificil es controlar a los hijos y el costo alternativo de ellos es mayor (intuitivamente lo que pueden ganar fuera del colegio es creciente en su edad para el tramo escolar). Por ello, se prueba si existe un factor explicativo en el curso al que asiste. Además se incorpora el tamaño del pago no condicionado como regresor.

$$Salto = \beta_0 + \beta_1 * mujer + \delta_1 segundo + \delta_2 tercero + \delta_3 cuarto + \delta_4 quinto + \delta_5 sexto + \delta_6 septimo + \delta_7 octavo + \mu$$

Dicha regresión, nuevamente separada por nivel inicial y rango de puntaje considerado para acotar la variabilidad por dichos factores, entrega los resultados presentados a continuación.

Rango 3.513 - 4.213

Variable	Coef.	(Error. est.)
segundo	10.323***	(1.685)
tercero	5.518***	(1.180)
cuarto	4.365***	(0.971)
quinto	3.063***	(0.708)
sexto	2.894***	(0.663)
séptimo	1.857***	(0.535)
octavo	1.145**	(0.499)
mujer	-3.512*	(2.011)
aspp	0.000	(0.000)
Constante	-10.449***	(2.533)

Rango 3.963 - 4.213

Variable	Coef.	(Error. est.)
segundo	6.845**	(2.879)
tercero	1.828	(1.989)
cuarto	2.300	(1.807)
quinto	0.459	(1.225)
sexto	1.260	(1.080)
séptimo	0.488	(0.880)
octavo	-0.055	(0.966)
mujer	-3.119	(3.548)
aspp	-0.001**	(0.001)
Constante	-2.651	(4.371)

Grupo $60\,\% < Asistencia_{2010} < 70\,\%$

Rango 3.513 - 4.213			Rango 3.963 - 4.213		
Variable	Coef.	(Error. est.)	Variable	Coef.	(Error. est.)
segundo	10.856***	(0.820)	segundo	11.083***	(1.395)
tercero	7.556***	(0.547)	tercero	7.795***	(0.882)
cuarto	5.537***	(0.450)	cuarto	5.269***	(0.746)
quinto	3.863***	(0.356)	quinto	3.648***	(0.571)
sexto	2.697***	(0.288)	sexto	2.956***	(0.473)
séptimo	2.031***	(0.246)	séptimo	1.589***	(0.407)
octavo	1.992***	(0.228)	octavo	1.836***	(0.369)
mujer	-0.654	(0.905)	mujer	-1.135	(1.509)
aspp	0.000*	(0.000)	aspp	0.000	(0.000)
Constante	-17.690***	(1.252)	Constante	-17.117***	(2.037)

Grupo $70\,\% < Asistencia_{2010} < 80\,\%$

La evidencia anterior valida la hipótesis sobre la dependencia del salto sobre el curso. La causa de esto debe justificarse a través de un modelo teórico. Una explicación coherente es que el costo alternativo de asistir al colegio es creciente en la edad (por causas como, por ejemplo, la opción de ingresos que tiene fuera del colegio). Los resultados anteriores, aunque haya ausencia de problemas econométricos, son solo resultados empíricos que no explican la causa de la relación.

Una forma alternativa de caracterizar el *take-up* es mediate un modelo *probit*. Este tipo de estimación nos entrega cómo se afecta la probabilidad de un resultado dado que se posee cierta caracteristica. En este caso se presenta una estimación de cómo la probabilidad de haber elegido cumplir con la condición (para personas que inicialmente tienen un nivel de asistencia inferior al requerido) se ve afectada por ciertas caracteristicas. Se prueba el impacto de las mismas variables utilizadas en la regresión anterior. La forma de la regresión probit es la siguiente:

$$\begin{aligned} Tratado = \beta_0 + \beta_1 segundo + \beta_2 tercero + \beta_3 cuarto \\ + \beta_4 quinto + \beta_5 sexto + \beta_6 septimo + \beta_7 mujer \end{aligned}$$

Dicha estimación se hace para los mismos cuatro grupos anteriores, es decir, para dos tramos iniciales y dos rangos de puntaje en la FPS.

Rango 3.513 - 4.213			Rango 3.963 - 4.213		
Variable	Coef.	(Error. est.)	Variable	Coef.	(Error. est.)
primero	0.650**	(0.170)	primero	1.266***	(0.387)
segundo	0.368***	(0.087)	segundo	0.716***	(0.200)
tercero	0.224***	(0.060)	tercero	0.359*	(0.136)
cuarto	0.175***	(0.048)	cuarto	0.322**	(0.110)
quinto	0.092	(0.036)	quinto	0.172	(0.083)
sexto	0.076	(0.033)	sexto	0.134	(0.071)
séptimo	0.094***	(0.027)	séptimo	0.135	(0.059)
mujer	0.048	(0.086)	mujer	0.134	(0.154)
Constante	-0.927***	(0.145)	Constante	-1.566***	(0.367)

Grupo $60\,\% < Asistencia_{2010} < 70\,\%$

Rango 3.513 - 4.213			Rango 3.963 - 4.213		
Variable	Coef.	(Error. est.)	Variable	Coef.	(Error. est.)
primero	0.315***	(0.094)	primero	0.311***	(0.150)
segundo	0.231***	(0.047)	segundo	0.247***	(0.078)
tercero	0.161***	(0.031)	tercero	0.169***	(0.050)
cuarto	0.105***	(0.025)	cuarto	0.073*	(0.041)
quinto	0.064***	(0.020)	quinto	0.073**	(0.032)
sexto	0.033**	(0.016)	sexto	0.018	(0.027)
séptimo	0.015	(0.014)	séptimo	0.014	(0.023)
mujer	0.101**	(0.047)	mujer	0.097	(0.078)
Constante	-0.459***	(0.074)	Constante	-0.465***	(0.120)

Grupo $70\,\% < Asistencia_{2010} < 80\,\%$

Los resultados anteriores están en línea con los encontrados por la regresión por mínimos cuadrados ordinarios iniciales. Se encuentra que la probabilidad de que las personas decidan participar en el tratamiento (cumplimiento de la condición) es decreciente a medida que pasan de curso. Ello confirma que existe mayor efecto mientras menores sean los niños.

La caracterización del *take-up* puede mejorarse si se incorporan nuevas variables a la base de datos, ya que se puede acotar la pregunta y analizar otros factores de los que dependen los resultados. ¿Existe dependencia del nivel de educación de los padres? ¿Es relevante el nivel de desigualdad de ingresos de los padres al interior de la sala de clases (Hernando 2013)? Estas preguntas pueden responderse incoporando nuevas variables a la misma base de datos, como grado de educación alcanzado por padre y madre y un indicador tipo Duncan[9] sobre segregación al interior de la sala de clases. Con ellas se puede proceder a

[9]Índice que dice a qué proporción de un grupo hay que cambiar para lograr una composición igual a la

implementar los mismos dos tipos de regresiones antes utilizados. Un futuro trabajo puede profundizar en ellas.

7. Resultados secundarios

En la presente sección se presentan los resultados de implementar una regresión discontinua para estimar el efecto total del tratamiento. Como se dijo anteriormente, esta sección viene a ser un complemento del trabajo anterior al presentar el efecto total del tratamiento (efecto condicionalidad y efecto ingreso).

Tal como se explicó en la sección 3.2.2, un RD aprovecha la discontinuidad sobre una variable continua en la asignación de un tratamiento para medir el impacto de una política al ser las vecindades de umbral a cada lado contrafactuales cuasi-naturales.

Dicho lo anterior y recordando que la Asignación Social beneficia a todos bajo los 4.213 puntos y a nadie sobre ellos, ver la diferencia en resultados a cada lado del umbral permite identificar plenamente el efecto final de la política. El rango alrededor del umbral se hace variar para ver posibles distorsiones por heterogeneidad (recordar que mientras mayor es el rango, menos válido es el contrafactual).

La siguiente tabla presenta los resultados de RDs con ponderación kernel triangular (método para ponderar observaciones según su distancia al umbral) para cuatro anchos de banda diferentes. Ello es el efecto total de la Asignación Social sobre el grupo tratado el año 2011.

Ancho de banda	Coef.	Error est.	z	P
3.25	7,72	3.327	2.32	0.02
6.5	6.11	2.192	2.79	0.005
19.5	2.988	1.468	2.04	0.042
32.5	1.438	1.385	1.04	0.299

Tabla 7.1 : Resultados RD

Según Imbens & Kalyanamaran (2009), en un RD nítido, el ancho de banda óptimo es elegido para minimizar el error cuadrático medio (o sesgo al cuadrado más la varianza). En este caso el ancho es de 6.5, presentado anteriormente junto a su mitad, su triple y quíntuple. En los resultados de la tabla 7.1, vemos que mientras mayor el ancho de banda, menor el efecto del tratamiento. Esto es, mientras más personas se consideren dentro de la vecindad, menor el efecto total. Sin embargo, en todos encontramos un efecto positivo. El efecto total de la política según el umbral óptimo es de 6.11, lo cual es significativo

sociedad, es decir, para este caso, que el 10 % de los alumnos pertenezcan al 10 % más pobre, el siguiente 10 % al segundo decil y así para los demás.

y coherente con los órdenes de magnitud encontrados en la estimación del efecto de la condicionalidad presentados en la sección anterior.

Un RD es una medición tipo *Local Average Treatment Effect* (LATE), de forma que estima el efecto ponderando más fuertemente a las personas cerca del umbral (4.213 puntos). Esto hace que la estimación del RD (LATE) y la de los estimados por diferencias-en-diferencias (ATE) sean resultados no comparables, es decir, no es posible decir que el efecto total estimado por RD menos el efecto condicionalidad estimado por diferencias-en-diferencias sea un aproximado del efecto ingreso implícito.

8. Conclusión

Esta tesis analizó la importancia del condicionar una transferencia monetaria en asistencia escolar para la primera etapa del programa chileno Ingreso Ético Familiar. Se encuentra que este efecto es positivo, estadísticamente relevante y su tamaño depende de la distancia inicial al umbral de la población tratada. El efecto es más relevante para aquellos más lejos inicialmente del umbral. Así, encontramos que para el rango de 3.513- 4.213 puntos en la FPS, el tramo de personas inicialmente con asistencia escolar de 50 % - 60 % aumenta en 7,263 puntos porcentuales, mientras el de 70 % - 80 % inicial aumenta en 5,083 puntos, evidenciando un efecto mayor para los inicialmente más lejos. Lo anterior es interesante ya que sugiere una penetración fuerte de la política, lo cual no hubiese sido si el efecto encontrado afectara solo a personas en el margen del umbral. Con estos resultados se evidencia que el condicionar los pagos tiene un efecto mayor en quienes están inicialmente más lejos del umbral.

En segundo lugar, la caracterización del *take-up* muestra que el efecto es dependiente de la edad de los alumnos tratados. Estos resultados son reafirmados por dos métodos diferentes. En particular, mientras menores son los alumnos, mayor es el efecto del condicionamiento. La razón de esto puede ser justificado de multiples formas, pero escapan a esta tesis. Por otro lado, no se encuentra evidencia de que las mujeres sean más afectadas que los hombres, como sugiere alguna literatura.

Para que el tamaño del efecto promedio encontrado tenga validez, deben cumplirse los supuestos planteados. Sin embargo, el sentido del efecto no se vulnera si ellos no se cumplen en sus formas más fuertes, por lo que podemos ciertamente concluir que su sentido y progresividad son tales.

Lo anterior reafirma la relevancia de este efecto del condicionamiento en la política, en línea con el resto de la literatura. Quedan preguntas abiertas sobre las que se puede profundizar de acuerdo a lo encontrado en este trabajo. Dos de ellas consisten en ver cómo afecta en el *take-up* el nivel de educación de los padres y la desigualdad de ingresos de los padres al interior de la sala de clases. Ambas son abarcables si se expande la base de datos, lo cual es posible utilizando los mismos canales por los que se obtuvo la información utilizada por este trabajo.

Bibliografía

[1] Akresh ,Richard & de Walque, Damien, 2013. *Cash Transfers and Child Schooling: Evidence from a Randomized Evaluation of the Role of Conditionality* Policy Research Working Paper Series 6340, The World Bank.

[2] Attanasio, Orazio & Battistin, Erich & Fitzsimons, Emla & Mesnard, Alice & Vera-Hernández, Marcos, 2005. *How Effective are Conditional Cash Transfers? Evidence from Columbia.* IFS Brifing Note No. 54. The Institute for Fiscal Studies, London, UK.

[3] Attanasio, Orazio & Fitzsimons, Emla & Gomez, Ana & Lopez, Diana & Meghir, Costas & Mesnard, Alice, 2006. *Child education and work choices in the presence of a conditional cash transfer programme in rural Colombia.* IFS Working Papers W06/01, Institute for Fiscal Studies.

[4] Baird, Sarah & McIntosh, Craig & zler, Berk. 2011 *Cash or Condition? Evidence from a Cash Transfer Experiment.* Quarterly Journal of Economics, 126(4): 1709-1753.

[5] Behrman, Jere & Knowles, James C, 1999. *How Strongly is Child Schooling Associated with Household Income?* CARESS Working Papres 97-22, University of Pennsylvania Center for Analytic Research and Economics in the Social Sciences.

[6] de Brauw, Alan & Hoddinott, John, 2011. *Must conditional cash transfer programs be conditioned to be effective? The impact of conditioning transfers on school enrollment in Mexico* Journal of Development Economics, Elsevier, vol. 96(2), pages 359-370, November

[7] Caldes, N. & Coady, D., Maluccio, J., 2006. *The cost of poverty alleviation transfer programs: a comparative analysis of three programs in Latin America.* World Development 34 (5), 818837.

[8] Chaudhury, Nazmul & Parajuli, Dilip, 2008. *Conditional Cash Tranfers and Female Schooling: the impact assessment of a school stipend programme on public school enrolements in Punjab, Pakistan.* Apllied Economics.

[9] De Janvry, Alain & Sadoulet, Elisabeth, 2006. *Making Conditional Cash Transfer Programs More Efficient: designing for maximum effect of the conditionality.* World Bank Economic Review 20 (1), 1-29.

[10] Filmer, Deon & Schady, Norbert, 2009a. *Tarjeting, Implementation, and Evaluation of the CSP Scholarship program in Cambodia.* World Bank.

[11] Filmer, Deon & Schady, Norbert, 2011. *Does more cash in conditional cash transfer programs always lead to larger impacts on school attendance?* Journal of Development Economics, Elsevier, vol. 96(1), pages 150-157, September.

[12] Fiszbein, Ariel & Schady, Norbert & Ferreira, Francisco H. G. & Grosh, Margaret & Keleher, Niall & Olinto, Pedro & Skoufias, Emmanuel, 2009. *Conditional Cash Transfers : Reducing Present and Future Poverty* World Bank Publications, The World Bank, number 2597, September.

[13] Hernando, Andrés & Niklitschek, Karina, 2013 . *Segregación Escolar, Financiamiento Compartido y el Sector Educacional Chileno.* Documento de Trabajo, Horizontal Chile. http://www.horizontalchile.cl/publicaciones/segregacion-escolar-financiamiento-compartido-y-el-sector-educacional-chileno/

[14] Maluccio, John & Flores, Rafael, 2005. *Impact Evaluation of a Conditional Cash Transfer Program: The Nicaraguan Red de Protección Social.* Research Report 141 International Food Policy Research Institute.

[15] Molyneux, M., 2007. *Two cheers for CCTs.* IDS Bulletin 38 (3), 6974.

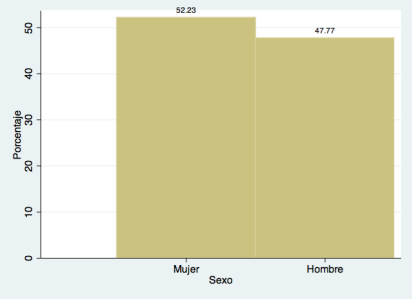
[16] Schady, Norbert & Araujo, María Caridad, 2008 *Cash Transfers, Conditions, and School Enrollment in Ecuador.* Economia 8 (2), 43-70.

[17] Schultz, T. Paul, 2004 *School subsidies for the poor: evaúating the Mexican PROGRESA poverty program.* Journal od Development Economics 74 (1), 199-250.

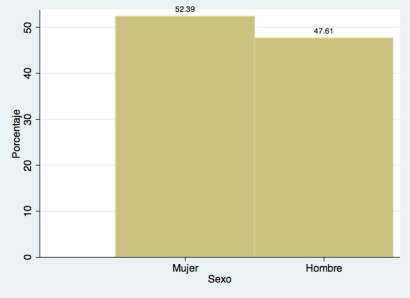
Apéndice

Descomposición por tamaño del salto

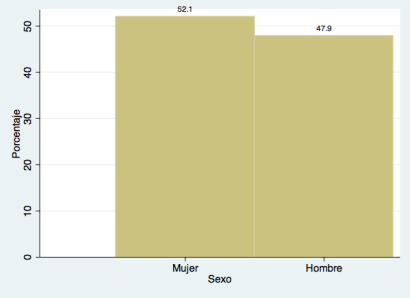
Figura A.1 : Descomposición por género



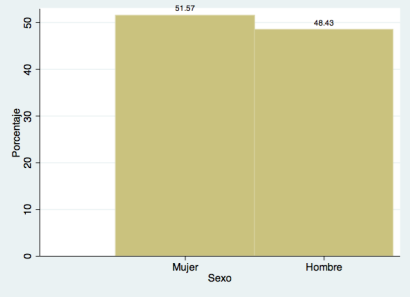
(a) Distribución Inicial



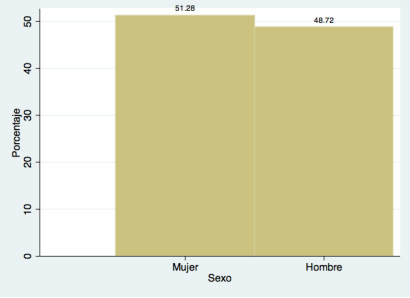
(a) Salto > 0



(b) Salto > 10



(c) Salto > 20

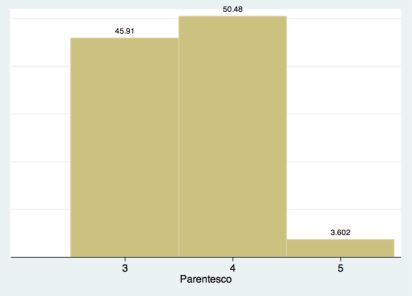


(d) Salto > 30

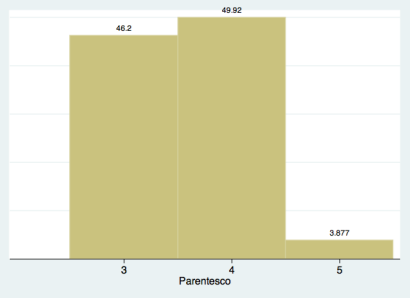
Figura A.2 : Descomposición por relación con jefe de hogar

Hijo de Ambos = 3 || Hijo sólo del jefe(a) de hogar = 3

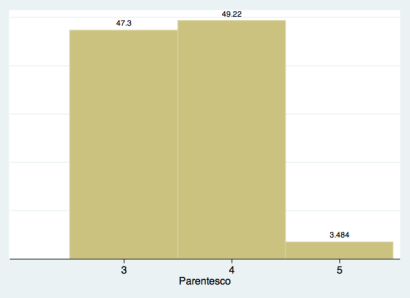
Hijo sólo del conyuge o pareja = 4



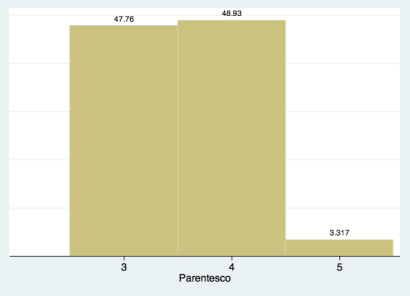
(a) Distribución Inicial



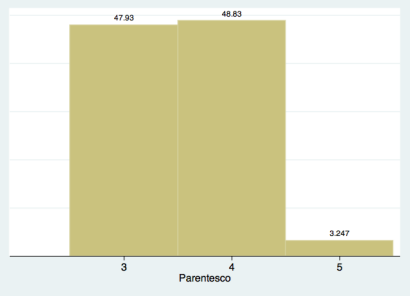
(a) Salto > 0



(b) Salto > 10

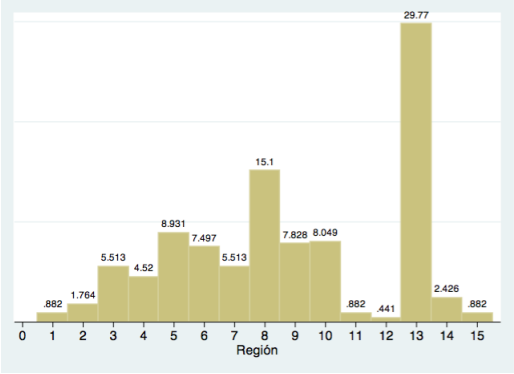


(c) Salto > 20

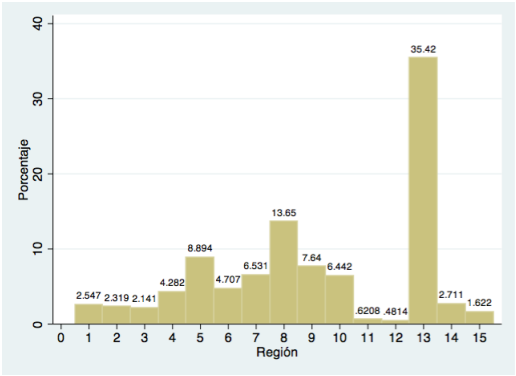


(d) Salto > 30

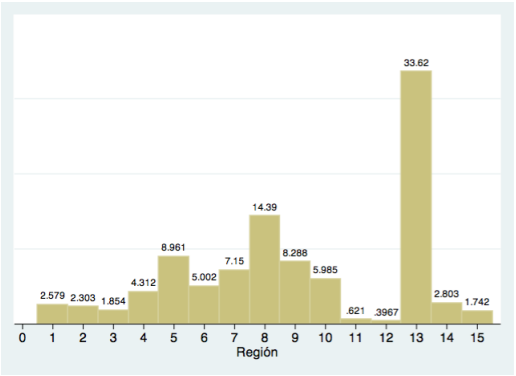
Figura A.3 : Descomposición por región



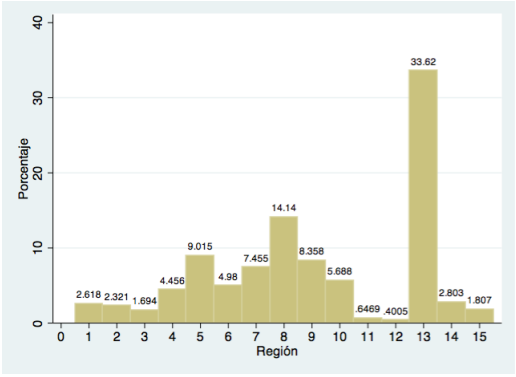
(a) Distribución Inicial



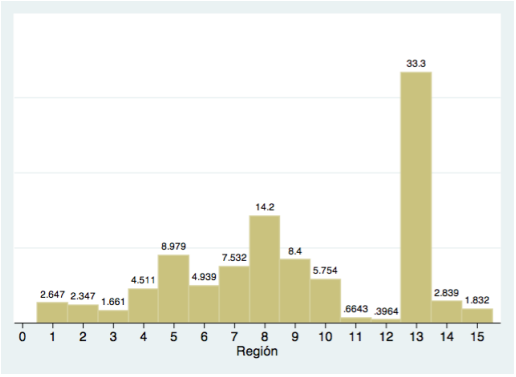
(b) Salto > 0



(c) Salto > 10

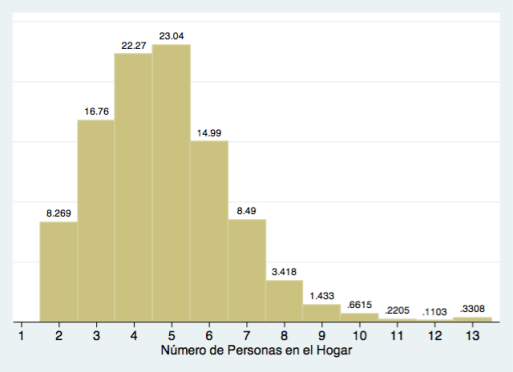


(d) Salto > 20

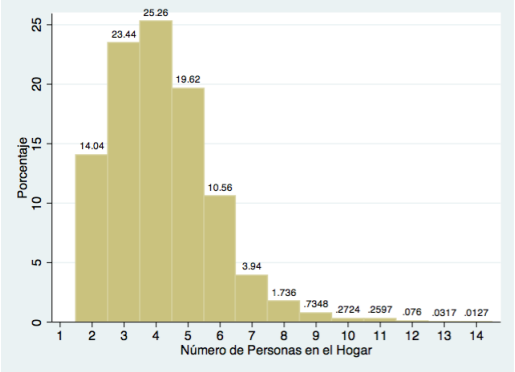


(e) Salto > 30

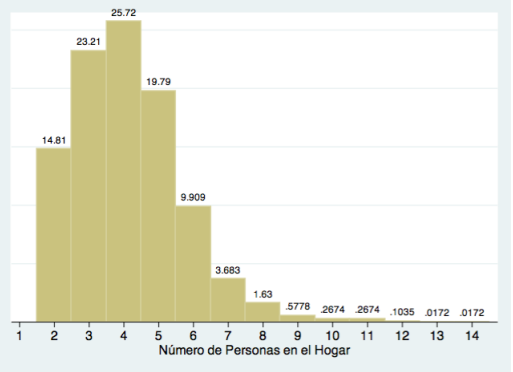
Figura A.4 : Descomposición por número de personas en el hogar



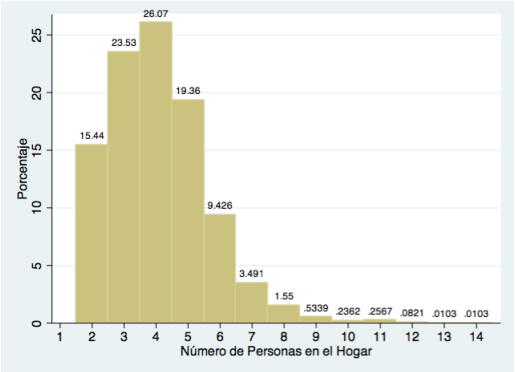
(a) Distribución Inicial



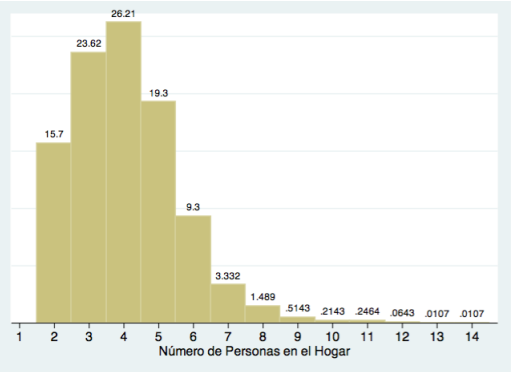
(b) Salto > 0



(c) Salto > 10

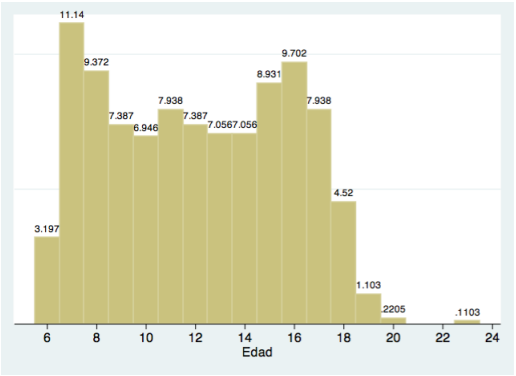


(d) Salto > 20

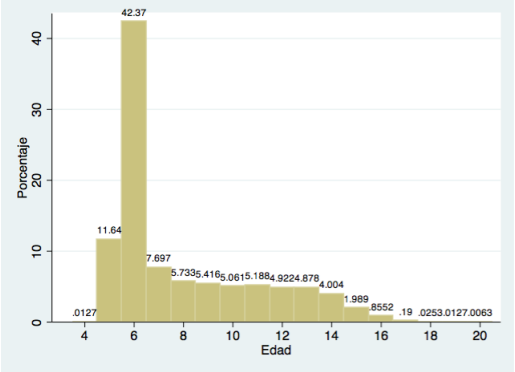


(e) Salto > 30

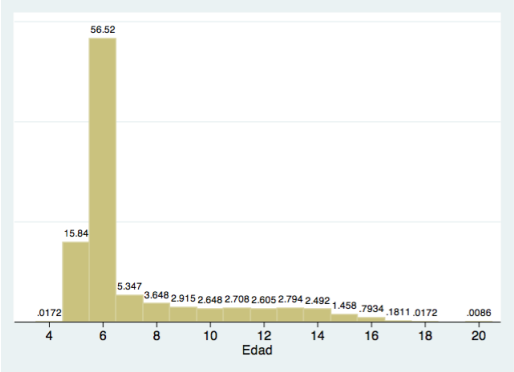
Figura A.5 : Descomposición edad



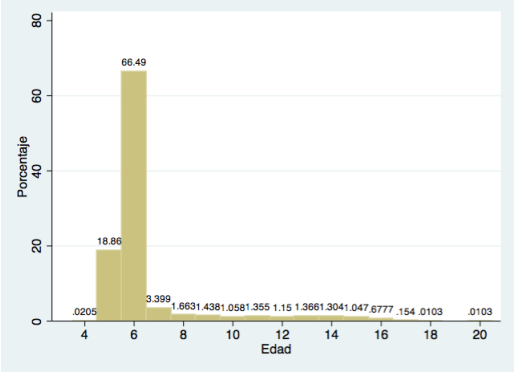
(a) Distribución Iniciañ



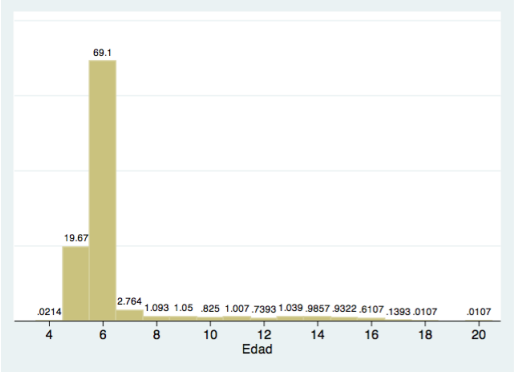
(b) Salto > 0



(c) Salto > 10

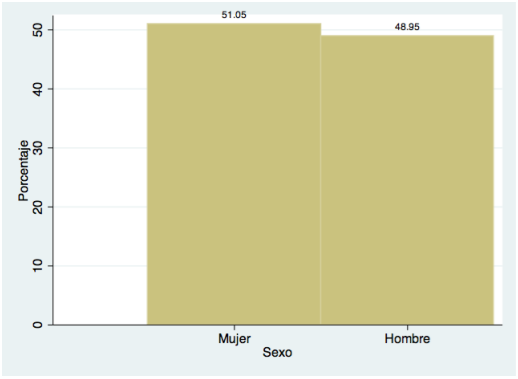


(d) Salto > 20

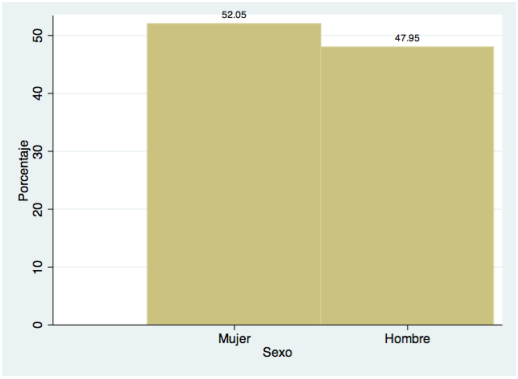


(e) Salto > 30

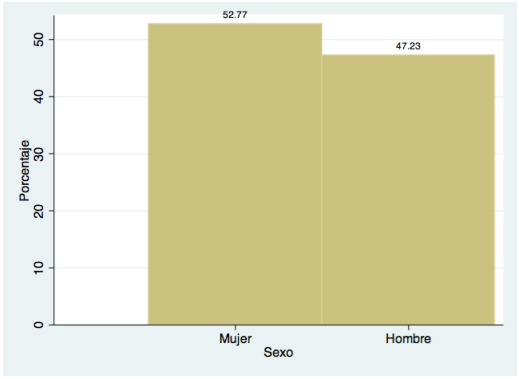
Figura A.6 : Descomposición género por tramos



(b) Tramo 50 % - 60 %



(a) Tramo 60 % - 70 %

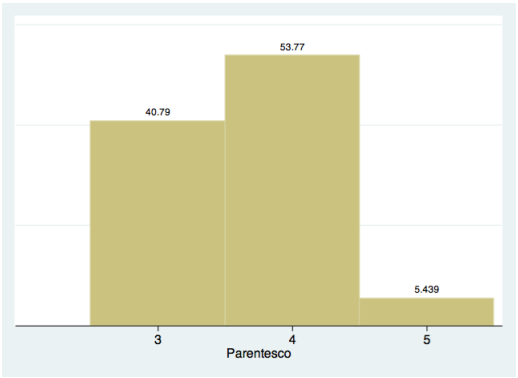


(b) Tramo 70 % - 80 %

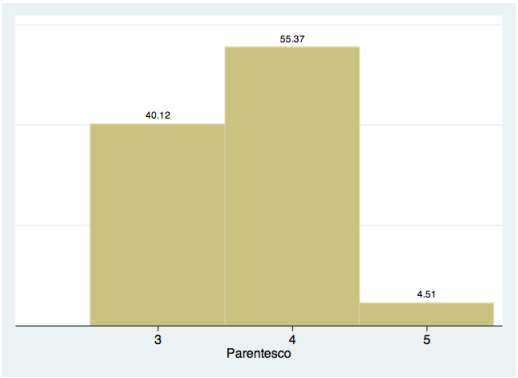
Figura A.7 : Descomposición por relación jefe(a) de hogar y por tramos

Hijo de Ambos = 3 || Hijo sólo del jefe(a) de hogar = 4

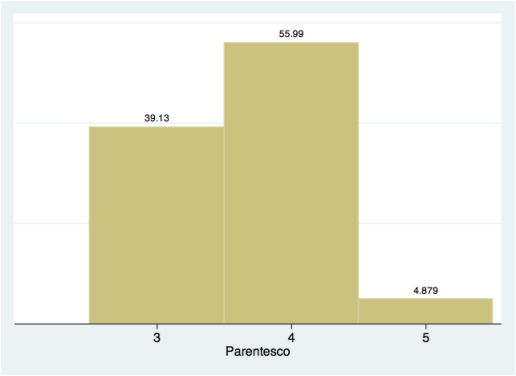
Hijo sólo del conyuge o pareja = 5



(b) Tramo 50 % - 60 %

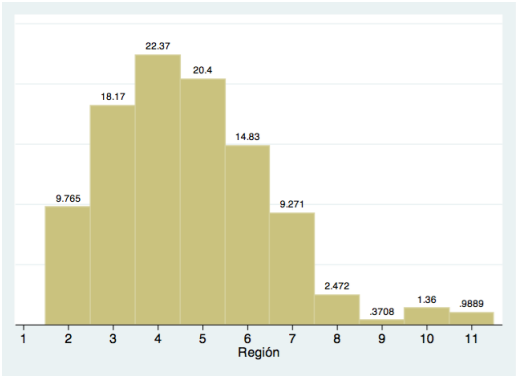


(a) Tramo 60 % - 70 %

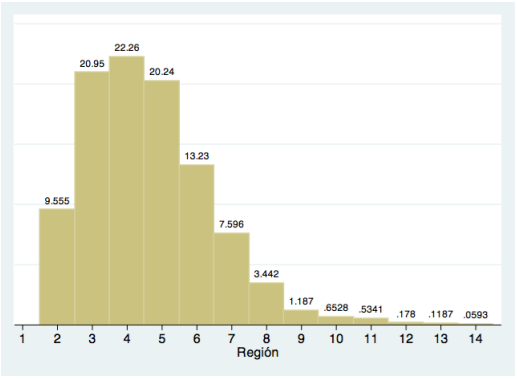


(b) Tramo 70 % - 80 %

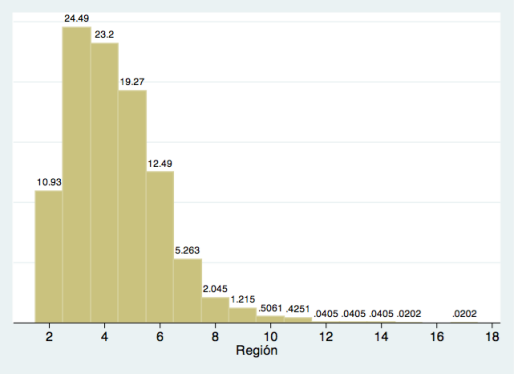
Figura A.8 : Descomposición región por tramos



(b) Tramo 50 % - 60 %

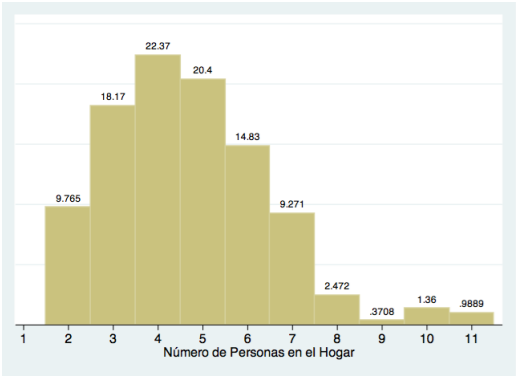


(a) Tramo 60 % - 70 %

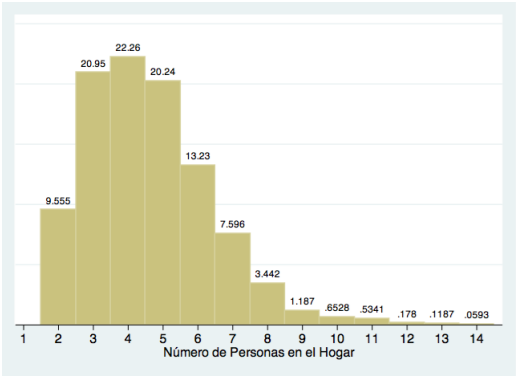


(b) Tramo 70 % - 80 %

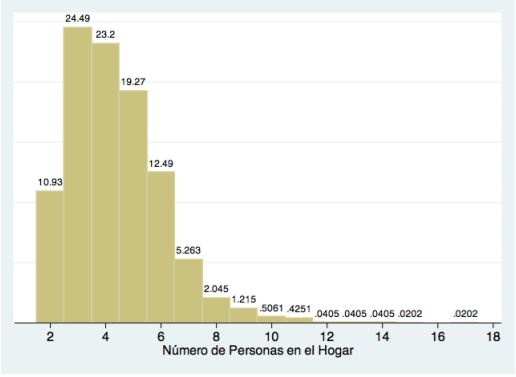
Figura A.9 : Descomposición número de personas en el hogar por tramos



(b) Tramo 50 % - 60 %

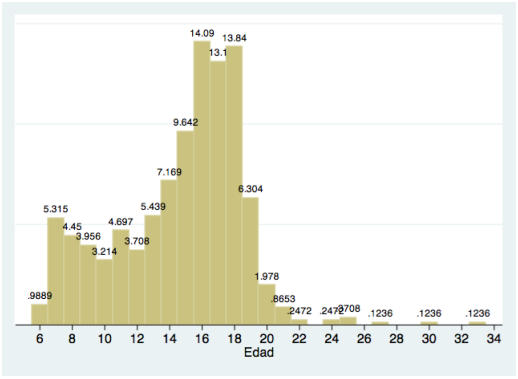


(a) Tramo 60 % - 70 %

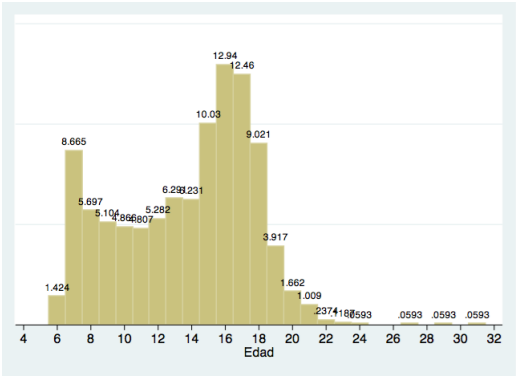


(b) Tramo 70 % - 80 %

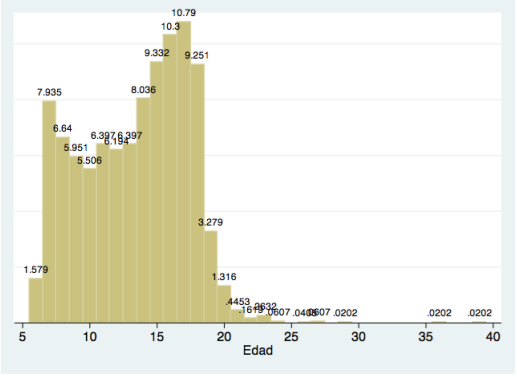
Figura A.10 : Descomposición edad por tramos



(b) Tramo 50 % - 60 %



(a) Tramo 60 % - 70 %



(b) Tramo 70 % - 80 %