

Efectos de Subsidios Laborales: Bono al Trabajo de la Mujer*

Informe Final

Antonia Aguilera¹, Tomás Rau², Jorge Rodríguez³

¹Universidad de Chile, ²Pontificia Universidad Católica, IZA, ³Universidad de los Andes

31 de Enero de 2023

*Agradecemos la disponibilidad del equipo del Ministerio de Desarrollo Social y Familia, en especial a Alejandro Gonzalez. Agradecemos también la excelente asistencia de Nicolás Rojas, Sebastián Chávez y Gonzalo González.

Índice

1. Resumen ejecutivo	3
2. Literatura	7
3. Bono al Trabajo de la Mujer	8
4. Datos	12
5. Estrategia empírica	14
6. Resultados	18
6.1. Chequeo de supuestos de identificación	18
6.2. Mercado laboral.....	20
6.3. Efectos en hijas e hijos	29
7. Conclusiones	32

1. Resumen ejecutivo

Diversos gobiernos en el mundo han implementado subsidios a los ingresos laborales. En la OCDE, la mayoría de los países tiene alguna forma de subsidio, siendo el *Earned Income Tax Credit* (EITC), en Estados Unidos, tal vez el ejemplo más documentado (Nichols and Rothstein, 2016). En Chile, algunos ejemplos son el Bono al Trabajo de la Mujer (BTM) y el Subsidio al Empleo Joven, y más recientemente algunos subsidios diseñados para paliar los efectos en el mercado del trabajo de la reciente pandemia COVID-19. El objetivo de este tipo de políticas consiste en otorgar ayuda económica a individuos de bajos salarios. Además, ya que el subsidio actúa como complemento al salario, éste entrega fuertes incentivos para participar en el mercado laboral. Dada la relevancia de estas políticas en Chile y en el mundo, resulta fundamental evaluar si acaso estos incentivos se traducen finalmente en mayor empleo para sus beneficiarios. Asimismo, para evaluar de manera completa sus beneficios y costos, es importante además estudiar si estas políticas impactan otras dimensiones que afectan el bienestar de las familias.

En este informe, presentamos una evaluación de impacto del programa BTM. En funcionamiento desde el año 2012, el programa está dirigido hacia mujeres entre 25 y 59 años de edad y subsidia el ingreso de mujeres empleadas. Para acceder a este beneficio, una mujer empleada en dicho rango de edad debe pertenecer al 40% más vulnerable de acuerdo a una métrica está en función de la Ficha de Protección Social (FPS) y de la trayectoria laboral de la mujer en el último año al momento de postular¹. La beneficiaria recibe un monto que complementa sus remuneraciones, que en su punto más alto puede alcanzar cerca de 20% de su salario. El esquema del subsidio cambia según la remuneración: para salarios bajos, el subsidio es creciente, mientras que para salarios altos el subsidio es decreciente con respecto a la remuneración.

Nos enfocamos en estudiar los efectos del BTM en dos dimensiones: (1) empleabilidad femenina (empleo y salarios) y (2) bienestar de hijas e hijos de potenciales beneficiarias medidos como incrementos en su capital humano (rendimiento escolar y acceso a educación superior). El bono, al subsidiar los salarios en una economía, debiera en teoría estimular tanto la oferta como la demanda por trabajo. Por esta razón, aquellas mujeres que cumplen con el requisito socioeconómico para recibir el subsidio enfrentan un mercado laboral más favorable que aquellas que no, asumiendo que todo lo demás se mantiene constante. Por otro lado, para mujeres beneficiarias, el bono constituye una importante ayuda económica que incrementa sus ingresos del hogar. Ello podría incidir en el rendimiento educacional y en la

¹En nuestro período de estudio, la focalización se hizo tomando como insumo el puntaje FPS. A partir del año 2016 se usan la categorización que proviene del Registro Social de Hogares.

acumulación de capital humano en las hijas e hijos, por ejemplo, si parte de dichos ingresos se destinan para compra de bienes o servicios educacionales. En términos de una evaluación costo-beneficio, ambas dimensiones (empleabilidad femenina y capital humano de niñas y niños) deben ser consideradas².

Nuestra metodología propuesta y los resultados que se derivan son posibles gracias a la riqueza de los datos administrativos proporcionados por el Ministerio de Desarrollo Social y Familia (MDSF) a través del convenio RIS-Investigación. Usamos los registros de la Ficha de Protección Social para formar nuestra muestra principal—que comprende a mujeres en el tramo de edad que define el programa—vinculados con datos del Seguro de Cesantía para determinar las trayectorias laborales de estas mujeres. Finalmente, recuperamos el rendimiento educacional y acceso a la educación superior de las hijas e hijos de las potenciales beneficiarias del subsidio usando las bases del Ministerio de Educación. Esta asociación única entre bases de datos nos permite estimar modelos de regresiones discontinuas para estimar el impacto del programa en empleo femenino y capital humano de niñas y niños.

Efectos en empleo. En este análisis, estudiamos si la elegibilidad al BTM—vía criterio socioeconómico—impacta positivamente el empleo femenino. Como mencionamos, al ser elegible, una mujer enfrenta un salario de oferta mayor, lo que podría incentivarla a unirse a la fuerza laboral. Por otro lado, para una mujer que trabaja en el sector formal, el aumento en su sueldo podría generar incluso una baja en la cantidad de horas trabajadas en algunos casos. Siguiendo esta lógica, estudiamos dos márgenes de decisión: entrada al mercado laboral (margen extensivo) y cantidad de horas trabajadas condicional a trabajar (margen intensivo).

Nuestros resultados indican que el programa BTM no aumenta la empleabilidad de las mujeres elegibles en una magnitud económicamente relevante, tanto en el margen extensivo como intensivo. Nuestro método permite estimar impactos en dos variables: número de meses empleados en el período 2012 a 2015 y en la probabilidad de percibir un salario en un mes determinado. Nuestras estimaciones indican que no hay efectos en ninguna de ambas variables. Tampoco encontramos efectos estadísticamente significativos en remuneraciones condicional a trabajar (lo que reflejaría cambios en oferta de horas trabajadas ante la ausencia de cambios en el margen extensivo). Estos resultados son robustos a cambios en las especificaciones del modelo y las muestras utilizadas³. En una metodología alternativa que nos permite tener estimaciones más precisas (si bien con supuestos más fuertes) encontramos

²Un reciente estudio encuentra que, al considerar efectos en empleo femenino y de largo plazo asociados al incremento en capital humano de niñas y niños, aumentos en el subsidio asociado el EITC genera beneficios que superan con creces el costo asociado ([Bastian and Jones, 2019](#)).

³Ver Sección 6.

un impacto de 2 % de aumento en la oferta laboral. Por lo tanto, concluimos que, de haber efectos, éstos son económicamente reducidos.

Efectos en niñas y niños. En este ejercicio estimamos el impacto de acceder al BTM sobre hijas e hijos de los beneficiarios⁴. Dividimos el análisis en dos. En ambos estudiamos efectos de mediano plazo: relacionamos la toma de subsidio el año 2012 con variables relacionadas con el capital humano de niñas y niños para los años 2014-2016. En primer lugar, estudiamos a niñas y niños en edad escolar, en donde estimamos efectos del programa en rendimiento educacional. En segundo lugar, consideramos la muestra de hijas e hijos en la transición a educación superior. Aquí, estudiamos si el recibir los beneficios del BTM puede ayudar a tener mayores probabilidades de acceder y/o persistir en educación superior.

Estimamos que el efecto de recibir el BTM no tiene impactos económicamente relevantes sobre rendimiento educacional o acceso a educación superior en las hijas e hijos de las beneficiarias del subsidio. En nuestras estimaciones sobre rendimiento educacional, consideramos tres grupos de estudiantes: 1-4 básico, 5-8 básico y educación media. Analizamos dos variables: promedio de notas y repitencia. En ninguna de estas variables, a través de los tres grupos considerados, encontramos efectos estadísticamente significativos. En el caso de la muestra de jóvenes, observamos inscripción a la Prueba de Selección Universitaria (PSU), puntajes de matemáticas y lenguaje, matrícula y persistencia. Nuevamente, el impacto de acceder al BTM no es estadísticamente significativo en ninguna de estas dimensiones. Cabe destacar que nuestras estimaciones son lo suficientemente precisas para descartar efectos económicamente relevantes (moderados o altos) sobre estas variables—por lo tanto, no deseamos la posibilidad de impactos de baja magnitud.

Mecanismos e implicancias de política. En el informe, discutimos y mostramos evidencia sobre dos fenómenos empíricos que podrían explicar la falta de impactos en las variables consideradas. Primero, de la literatura internacional se desprende que las mujeres son relativamente insensibles a incentivos vía aumentos salariales. No obstante, asumiendo un comportamiento similar para nuestra muestra, el bono sí es lo suficientemente atractivo como para que un porcentaje relevante de mujeres tenga incentivos fuertes para entrar a la fuerza laboral. Por lo tanto, este mecanismo, por sí sólo, no explica por qué el BTM no ha generado un aumento económicamente significativo en la oferta laboral femenina.

Un segundo mecanismo sugiere que existe una alta desinformación respecto de la existencia del bono y sus beneficios. Al respecto, mostramos evidencia que indica que sobre el

⁴Conceptualmente, estos efectos representan los impactos asociados a mujeres que son inducidas a tomar el subsidio al ser elegibles en el margen.

80 % de mujeres elegibles, bajo todos los criterios que establece el programa, simplemente no postulan al bono. Si un grupo de mujeres fuera de la fuerza laboral no conoce el programa (o estiman que no serían elegibles de postular), entonces éste no entrega incentivo alguno para impulsar el empleo femenino. Por lo tanto, nuestro análisis sugiere que una política importante en este contexto sería dar a conocer masivamente el programa, facilitar su postulación y/o disminuir los costos para adquirir información respecto de sus beneficios.

En lo que sigue de este informe, presentamos en detalle la presentación de nuestras metodologías y ampliamos la discusión sobre estos resultados. El resto de este informe sigue la estructura propia de un estudio académico; por lo tanto, recomendamos seguir con la lectura a aquellos que deseen juzgar con mayor información la robustez de nuestras conclusiones, siguiendo con cuidado los supuestos metodológicos. El presente informe prosigue de la siguiente manera. La Sección 2 pone nuestra metodología y resultados en el contexto de la literatura académica. La Sección 3 resume los principales elementos que componen el BTM. La Sección 4 describe los datos utilizados y la muestra seleccionada para efectos de nuestra estrategia empírica. La Sección 5 presenta los modelos sobre los cuales identificaremos los impactos causales del programa. La Sección 6 presenta resultados. Finalmente, la Sección 7 concluye.

2. Literatura

Este trabajo busca contribuir a una vasta literatura sobre la relación entre los subsidios al trabajo, empleo femenino y capital humano de niñas y niños. En esta sección argumentamos por qué nuestro trabajo es una adición significativa a esta línea de trabajo⁵.

En primer lugar, nuestro estudio se enmarca en la literatura sobre el impacto de los subsidios al trabajo en empleo. En esta área, la literatura más robusta se ha concentrado en estudiar el programa EITC. Implementado en 1975, el programa complementa ingresos de las personas en un esquema similar al BTM⁶. A través de los años, distintas administraciones han aumentado los beneficios del EITC para ciertos grupos. Tomando estas expansiones como fuente de variación exógena, la literatura documenta impactos en empleo usando modelos tipo *differences-in-differences* (DiD), encontrando efectos positivos en empleo, especialmente en el grupo de madres solteras (Eissa and Liebman, 1996; Meyer and Rosenbaum, 2001; Dahlet al., 2009; Bastian, 2020; Schanzenbach and Strain, 2021).

Un conjunto de estudios ha puesto en duda el aparente consenso de dicha literatura. Bastian (2017) argumenta que el programa EITC ha tenido efectos en estado marital (aumentando la probabilidad de matrimonio), introduciendo de esta manera posibles sesgos en estimaciones DiD que separan las muestras entre solteras versus casadas. Por otro lado, Kleven (2022) y Schanzenbach and Strain (2021) discuten el rol de políticas sociales, implementadas contemporáneamente a las reformas al EITC, como posibles elementos que pueden sesgar las estimaciones tipo DiD. Finalmente, Agostinelli et al. (2021) muestra que los diseños tipo DiD identifican el impacto de expansiones del programa sólo bajo dos condiciones:

(i) evolución constante en empleo contrafactual en el tiempo y (ii) independencia entre contrafactuales y niveles de régimen de política. Ambas condiciones son difíciles de cumplir en el contexto americano, donde los esquemas de impuestos y de políticas de transferencias sociales han sido modificados traslapadamente con los cambios implementados sobre el programa EITC.

Nuestro estudio contribuye al debate académico gracias al contexto de política y a la disponibilidad de datos administrativos. Bajo los supuestos que detallamos en la Sección 5, nuestras estimaciones identifican el impacto de la implementación completa de la política: esto es, evaluamos empleo frente a un escenario contrafactual donde la beneficiaria no tiene acceso al BTM. Con ello, evitamos los sesgos mencionados por Kleven (2022) y Agostinelli et al. (2021) en términos de cómo otras políticas pueden ensuciar la interpretación de los

⁵Para una revisión más completa, ver Nichols and Rothstein (2016) y Hoynes and Rothstein (2016).

⁶Las principales diferencias son tres: el esquema del subsidio del EITC cambia según la composición familiar del beneficiario(a), está dirigido tanto para mujeres como hombres y toma en cuenta salarios a nivel de hogar para determinar el monto del subsidio

parámetros estimados.

Una robusta literatura encuentra efectos positivos del EITC sobre capital humano en niñas y niños. En teoría, el hecho de encontrar efectos en el margen extensivo de la oferta laboral sugiere posibles impactos en la acumulación de capital humano de los niños. Por un lado, la transferencia directa implica un efecto ingreso, lo que podría aumentar la compra de bienes y servicios educacionales con efectos positivos sobre aprendizaje. Por otro lado, el cambio en el tiempo disponible de la cuidadora principal afecta el tiempo que pasa la niña/niño pasa con distintos tipos de cuidado. Ambos canales podrían traer impactos en el capital humano de niñas y niños (Agostinelli and Sorrenti, 2021; Rodríguez, 2023). Así, estudios documentan que el EITC ha aumentado habilidades cognitivas (Dahl and Lochner, 2012), ha mejorado indicadores de salud (Hoynes et al., 2015) e incluso ha tenido efectos positivos en el largo plazo sobre salarios (Bastian and Micheltore, 2018). Apoyando esta evidencia, estudios recientes encuentran impactos de largo plazo (educación, salarios) de aumentos en ingreso (incondicional) durante la infancia (Barr et al., 2022; Kott, 2022). Nuestro estudio contribuye a esta literatura aprovechando el contexto que provee el BTM, permitiendo usar datos administrativos para implementar una estrategia de identificación única en este contexto.

3. Bono al Trabajo de la Mujer

En esta sección, presentamos un breve resumen de las principales características del BTM. Discutimos objetivos, criterios de elegibilidad y estructura de pagos. A la luz de esta información, analizamos además potenciales efectos en oferta laboral a partir de una teoría simple de oferta y demanda. Destacamos en qué situaciones el programa podría tener efectos en el mercado laboral de las beneficiarias.

El BTM, implementado el año 2012, surge como una política social destinada a asistir a mujeres con sueldos bajos. En particular, los objetivos del BTM son: (i) contribuir a mejorar las condiciones de empleo femenino en la población vulnerable, estimulando la oferta y demanda de trabajo remunerado de las mujeres vulnerables, mejorando al mismo tiempo los ingresos que éstas perciben; (ii) aumentar el porcentaje de mujeres que trabajan y mejorar sus condiciones; (iii) reconocer el rol de la mujer en su aporte a través de la inserción y formalización del empleo; (iv) valorar la inserción de la mujer en el sistema previsional y el pago regular de sus cotizaciones previsionales (ARSchile, 2017). El programa es administrado a lo largo del país por el Ministerio del Trabajo y Previsión Social y consiste en un pago directo (mensual o anual) a las mujeres que califiquen, hasta cuatro años después de haber ingresado al programa (independiente de la cantidad de pagos anuales que se han concretado).

Existen cuatro criterios que determinan la elegibilidad al subsidio. Primero, una mujer

debe estar empleada por un tercero o trabajar como independiente⁷. Segundo, debe tener entre 25-59 años. Tercero, debe calificar dentro de un grupo de vulnerabilidad determinado por un puntaje de focalización. Finalmente, debe tener un ingreso anual no mayor que un umbral que es revisado año a año⁸.

El puntaje de focalización determina la condición de vulnerabilidad que determina si una mujer califica al BTM. El método de cálculo del puntaje de focalización depende del sistema de registro socioeconómico usado por el Ministerio. En los años 2012-2015—nuestro período de estudio—se utiliza la Ficha de Protección Social (FPS), donde para determinar si la postulante pertenece al 40 % de menores ingresos se calcula un Puntaje de Focalización Socioeconómica (PFSE). Para una mujer j que pertenece al hogar g en el mes t , este puntaje se define de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 PFSE_{jgt} &= [0.75 * FPS_{gt} + 0.25 * PEH_{gt}] * (98/6.320), \\
 PEH_{gt} &= \frac{\sum_{i \in g} PE_{it}}{i \in g}, \\
 PE_{it} &= \begin{cases} PRMTI & \text{if } DC > \theta \\ 0 & \text{if } DC_{ig} = 0 \end{cases} \quad (1) \\
 PRMTI_{it} &= \sum_{\tau=1}^{12} W_{i,t-\tau} / 12, \\
 DC_{it} &= \sum_{\tau=1}^{12} 1\{W_{i,t-\tau} > 0\} / 12.
 \end{aligned}$$

La primera línea define el PFSE para una mujer que postula en un mes t . Éste es la suma de dos componentes: el puntaje de FPS del hogar (FPS_g) y el puntaje de empleabilidad del hogar (PEH_g). Este puntaje de empleabilidad es el promedio de los puntajes individuales PE_{it} , el cual considera dos casos. Si el individuo no trabajó los últimos 12 meses, entonces $PE_{it} = 0$. En caso contrario, PE_{it} es igual al promedio de las últimas doce remuneraciones ($PRMTI_{it}$).

De acuerdo a este puntaje se determina la condición de elegibilidad sobre la base del criterio de vulnerabilidad. Para los períodos 2012-2013, 2014 y 2015, los puntajes de corte fueron 98, 104 y 113 respectivamente⁹. La postulación al programa puede realizarse durante todo el año, y la confirmación o rechazo del beneficio se informa durante los 90 días posteriores.

⁷Las mujeres empleadas por el Gobierno o por una empresa con al menos 50 % de propiedad estatal no son elegibles.

⁸Para 2022 este umbral es de \$6.018.539 CLP

⁹Esto es válido sólo para el período 2012-2015. En los años siguientes se utiliza otro método de focalización.

Condicional en comprobarse la condición de elegibilidad, una mujer que entra al programa debe elegir entre un pago mensual o anual. El pago anual se realiza en agosto de cada año, y se calcula a partir del salario mensual promedio del año anterior. El pago mensual se transfiere a las beneficiarias el último día hábil del mes, con un desfase de tres meses (el pago de diciembre se calcula a partir del ingreso de septiembre). Estos pagos mensuales pueden sumar hasta el 75 % del subsidio total, donde el resto se transfiere en un pago anual¹⁰.

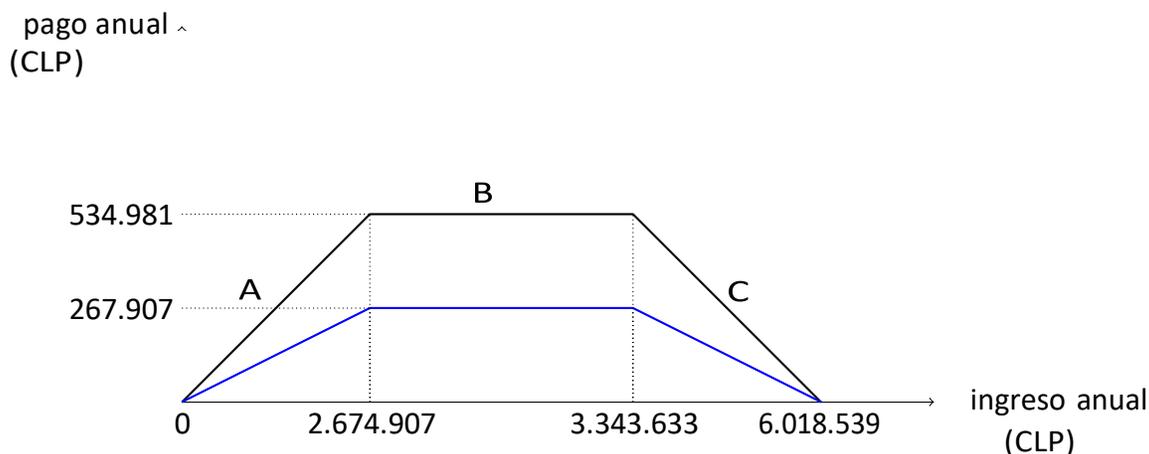
Adicional a la transferencia directa que se realiza a las mujeres beneficiarias, existe también una transferencia a sus empleadores por hasta el 10 % del salario de la trabajadora. Para ser elegible, los empleadores deben emplear a mujeres elegibles y deben estar al día con los pagos de las cotizaciones previsionales de estas. Los empleadores salen del programa cuando: (i) se han realizado 24 pagos, (ii) finaliza el contrato de trabajo o, (iii) la trabajadora deja de ser elegible para el subsidio.

La Figura 1 detalla el esquema de pagos tanto para las mujeres como para sus empleadores. Existen tres tramos: en el tramo A el subsidio crece con los ingresos, el tramo B el subsidio es constante en un cierto intervalo y en el tramo C el subsidio cae con el ingreso. El Cuadro 1 detalla la fórmula que da origen a la figura anterior. El monto total del subsidio puede alcanzar hasta el 20% de su salario.

La complejidad del esquema propuesto por el BTM hace difícil tener una predicción certera sobre los efectos sobre el mercado laboral de las mujeres. El modelo estándar de demanda y oferta laboral predice un aumento en el empleo de equilibrio gracias al BTM. Por un lado, el subsidio incentiva a las empresas a reducir su salario nominal (relativo a un escenario contrafactual en donde no existe el BTM), bajando sus costos y aumentando su demanda laboral. Por el lado de la oferta laboral, el subsidio genera un aumento en el salario relevante para las mujeres, lo que implica que habrán incentivos para ingresar a la fuerza de trabajo, o “margen extensivo”. En equilibrio, el BTM debiera generar impactos positivos en empleo. Sin embargo, dos puntos importantes contradicen esta predicción.

¹⁰Debido al método de cálculo, bajo la modalidad de transferencia mensual la beneficiaria podría tener que reembolsar al Estado si se le paga en exceso.

Figura 1: Esquema de pagos



Notas: Esta figura muestra el pago anual del bono en función del ingreso anual del individuo. En negro mostramos el pago a la mujer y en azul el pago al empleador.

Cuadro 1: Pagos a las beneficiarias del subsidio y sus empleadores

Empleadores	Trabajadora	Umbral
$0.1 \times GMI$	$0.2 \times IMB$	$IMB \leq 222.909$
0.1×222.909	0.2×222.909	$222.909 \leq IMB \leq 278.636$
$0.1 \times 222.909 - 0.1 \times (IMB - 278.636)$	$0.2 \times 222.909 - 0.2 \times (IMB - 278.636)$	$278.636 \leq IMB \leq 501.545$

Nota: IMB es el ingreso mensual bruto.

Primero, en el margen intensivo, un mayor salario por hora es puramente un efecto ingreso. Es esperable entonces que los individuos tengan incentivos para disminuir sus horas trabajadas. Ello puede ser aún más importante en el tramo C, en donde el beneficio marginal por una hora adicional de trabajo (condicional a un salario por hora) es negativo. Sin tener una noción cuantitativa de cuán flexible son las empresas que acceden al BTM en términos de ajustes en la carga laboral y cuál es el poder negociador de trabajadores y empleadores para hacer efectivo esta disminución en la horas trabajadas, es difícil anticipar qué tan importante es este efecto.

Segundo, en un mercado con fricciones informacionales, el programa puede no generar ningún efecto en el mercado laboral. Una mujer fuera de la fuerza de trabajo puede desconocer que existe el BTM o percibir que no sería elegible en el caso de trabajar. Por cualquiera sea

la razón, si mujeres potencialmente elegibles no están consientes del aumento en su salario potencial, entonces el subsidio no entrega ningún incentivo adicional.

4. Datos

El presente estudio usa una combinación única de registros administrativos con el fin de obtener estimaciones confiables del BTM sobre sus beneficiarias. Esta sección describe las bases de datos, define nuestra elección sobre la muestra relevante y describe la construcción de variables que usaremos en nuestros modelos econométricos.

Siguiendo los criterios de elegibilidad del BTM, nuestra muestra principal la obtenemos de los registros de la Ficha de Protección Social. En particular, trabajaremos con los datos de la Ficha de los años 2012-2015, período en el cual el puntaje de focalización se define siguiendo la ecuación (1) (la que nos permite implementar nuestra estrategia empírica). De estas bases de datos, definimos como nuestra muestra principal mujeres entre 25 y 59 años de edad, independiente de su puntaje de vulnerabilidad. Para esta muestra, identificamos variables que describen el contexto socio-económico del hogar de la mujer y entorno. En esta data, observamos 3,601,551 mujeres en el rango de edad indicado.

Una segunda base de datos corresponde a los registros de postulación al BTM durante los años 2012-2015. Esta base de datos, contiene información sobre las postulantes con frecuencia mensual, y el estado de dicha postulación¹¹. En esta base de datos, también se encuentra el puntaje de focalización originalmente usado por SENCE. Usamos la información sobre el estado de la postulación de cada mujer para construir nuestra variable de recepción de beneficios.

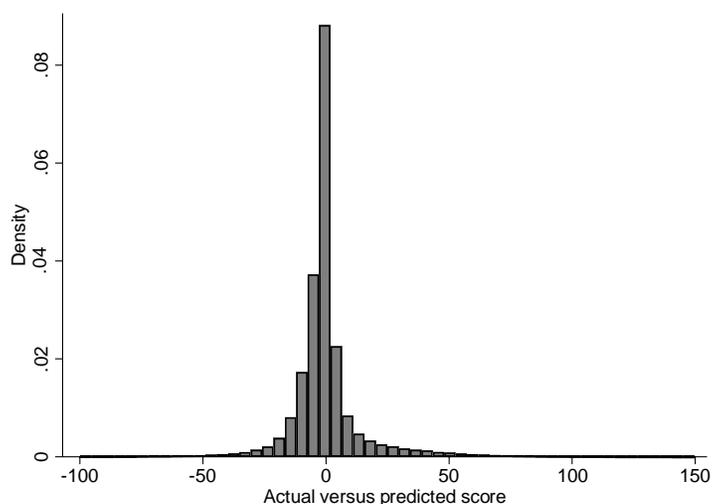
Finalmente, usamos la base de datos del Seguro de Cesantía para construir las variables relacionadas con mercado laboral. Esta base de datos contiene el registro de todas las remuneraciones imponibles, con frecuencia mensual, de individuos con contrato en el sector formal de la economía (excluyendo el sector público). Esta información nos permite calcular la densidad de cotización de todas las mujeres potenciales beneficiarias, variable que determina la elegibilidad el subsidio (ver Sección 3). Por otro lado, esta base de datos nos permite calcular la variable de empleo y remuneraciones.

La combinación de las distintas bases de datos anteriormente descritas nos permite replicar el puntaje de focalización descrito en la ecuación (1). Siguiendo esta fórmula, calculamos el puntaje para todas las mujeres de nuestra muestra de base. Al hacerlo, asumimos que cada mujer postula mes a mes y calculamos la densidad de cotizaciones de la mujer y los miembros

¹¹Solo para el año 2012 observamos postulaciones rechazadas. Desde 2013 a 2015, todas las postulaciones registradas en esta base de datos aparecen como “aceptadas”.

de su familia en cada período. Este proceso lo hacemos para los años 2012-2015. Para validar nuestro cálculo, usamos la base de datos de postulantes para compararnos nuestro puntaje con el puntaje real dado a los postulantes del año 2012. Para este ejercicio, tomamos la primera postulación de una mujer para el año 2012 y lo comparamos con el puntaje promedio del año 2012. La Figura 2 muestra un histograma con la diferencia entre ambos puntajes. Concluimos que, si bien no logramos replicar exactamente cada posible puntaje, en la gran mayoría de los casos nuestra simulación no difiere sustancialmente del puntaje que una mujer podría obtener si postulase. De hecho, la figura sugiere que la diferencia sería nula la gran mayoría de los casos.

Figura 2: Histograma de diferencia entre puntaje simulado y real



Notas: Esta figura presenta un histograma de la diferencia entre puntaje simulado promedio para el año 2012 y el puntaje real para una muestra de postulantes del año 2012.

El Cuadro 2 presenta estadística descriptiva de algunas variables claves. Nuestra muestra comprende a mujeres con años de educación menor a doce—es decir, con educación escolar incompleta en promedio. El salario promedio mensual, si bien muestra una alta dispersión, se estima en 165 mil pesos (este cálculo considera con un cero a meses sin empleo). Ambas cifras llevan a concluir que la muestra de mujeres provienen de entornos vulnerables en términos socioeconómicos. Por otro lado, en promedio, mujeres tienen 1.5 hijos (0.8 hijos menores de edad). Finalmente, menos de la mitad de las mujeres están casadas o conviven con alguien en el hogar.

Cuadro 2: Estadística descriptiva para muestra de mujeres potencialmente elegibles al BTM

	(1) Mean	(2) SD	(3) Observations
Education (years)	9.407	4.699	1,963,388
Earnings (in pesos, monthly)	165,349.62	226,606.6	1,963,388
Children	1.458	1.159	1,963,388
Children < 18	0.816	0.958	1,963,388
Married	0.437	0.496	1,963,388

Notas: Presentamos estadística descriptiva de nuestra principal. Medimos educación en años de escolaridad. Salarios mensuales (“Earnings”) corresponde al promedio anual del período mayo 2011 a junio 2012 (los doce meses anteriores al inicio del programa) incluyendo 0s. Mostramos número de hijas/hijos promedio y número de hijos menores a 18 años. Finalmente, la variable “Married” toma el valor 1 si la mujer está casa o convive con alguien en el hogar, y 0 en otro caso.

5. Estrategia empírica

Una correcta evaluación de impacto del programa involucra definir una estrategia empírica que sea capaz de identificar efectos causales. No obstante, ello constituye un desafío empírico no menor, ya que la elegibilidad al BTM no es asignada aleatoriamente: mujeres que califican al subsidio, por el mismo diseño del programa, pueden ser muy distintas tanto en características observadas (educación) como no observadas (habilidades) que aquellas no elegibles. Estas diferencias implican que no es posible una simple comparación en empleo y remuneraciones entre mujeres elegibles y no elegibles para cuantificar el efecto causal del BTM. La presente sección describe los modelos econométricos usados para estudiar los efectos del BTM. Dividimos el análisis en dos. Primero, discutimos nuestro enfoque para identificar impactos en el mercado laboral de potenciales beneficiarias. Luego, presentamos nuestra estrategia de identificación de efectos causales sobre hijas e hijos.

Identificación de efectos en empleo. Para identificar y estimar efectos sobre empleo, debemos primero tener en cuenta la naturaleza dinámica del modelo que subyace las decisiones sobre oferta laboral y postulación al BTM. Por un lado, dado que para acceder al bono la persona debe estar empleada, sólo es posible estimar el efecto en empleo de “elegibilidad”, entendiendo ello como el cumplir con los requisitos de vulnerabilidad, edad y género, independiente si la persona está empleada o no. Así, personas elegibles bajo esta definición debieran—en teoría—tener condiciones más favorables en el mercado laboral—y

es ese fenómeno el que precisamente queremos capturar. Por lo tanto, el “tratamiento” en este caso consiste en ser elegibles relativo a un escenario contrafactual de estar fuera de los criterios de elegibilidad.

Por otro lado, dado como funciona el BTM, el status de elegibilidad puede cambiar mes a mes. Ello, no sólo por cambios en el puntaje de la ficha de protección social, sino también porque las condiciones previas de mercado laboral también cambian. Luego, cada individuo puede acceder al tratamiento en varios períodos. De acuerdo con [Cellini et al. \(2010\)](#), este hecho complica la estimación de efectos tratamientos en un período calendario en particular; aún cuando una estrategia de identificación pueda entregar un efecto causal con supuestos plausibles en un período t , dicho efecto tratamiento respondería a un promedio ponderado de individuos que han sido “tratados” con distinta frecuencia o duración. Luego, si la condición de elegibilidad tiene efectos dinámicos—por ejemplo, si la elegibilidad en un cierto período sólo aumenta la probabilidad de estar empleado en el largo plazo—entonces el efecto tratamiento en el período calendario t no estaría bien definido. El problema se puede agravar si la elegibilidad en cierto período además predice elegibilidad en períodos futuros ([Cellini et al., 2010](#)).

Para evitar los sesgos producidos por el problema anteriormente descrito, adoptaremos dos enfoques. En el primero, definimos Y_i como el número de meses que el individuo estuvo empleado en el período que consideramos en este estudio (desde Julio de 2012 a Diciembre de 2015). La variable Z_i corresponde al mínimo puntaje de focalización una mujer tuvo durante el mismo período. Finalmente, D_i indica si alguna vez el individuo fue elegible en la misma ventana temporal. Considerando los puntos de corte en cada año, podemos normalizar la variable Z_i de manera que el corte de elegibilidad sea $Z_i = 0$. Luego, $D_i = 1$ si $Z_i < 0$ y $D_i = 0$ en caso contrario. Sea $Y_i(d)$ el contrafactual de la variable dependiente dado $D_i = d$. El parámetro a estimar es

$$\Delta \equiv E[Y_i(1) - Y_i(0) \mid Z_i = 0],$$

es decir, el impacto de ser alguna vez elegible sobre el número de meses en empleo para individuos en el margen de elegibilidad. Bajo el supuesto de continuidad de $E[Y(d) \mid Z_i]$ en $Z_i = 0$ para $d = 0, 1$, es posible identificar el parámetro deseado tomando límites por la izquierda y derecha de la variable dependiente en torno al corte: $\lim_{z \rightarrow 0^-} E[Y_i \mid Z_i = z] - \lim_{z \rightarrow 0^+} E[Y_i \mid Z_i = z]$ ([Hahn et al., 2001](#)). En la práctica, implementamos esta estrategia estimando

$$Y_i = D_i\beta + f(Z_i) + u_i, \tag{2}$$

para una vecindad pequeña en torno a $Z_i = 0$. La determinación de esta ventana se define balanceando dos elementos: sesgo y varianza. Mientras más acotada sea la vecindad, el estimador tendrá menor sesgo, ya que la muestra se acercará más al ideal de lograr aproximar el límite de $Z_i = 0$. Sin embargo, el estrechar la vecindad implica una caída en la muestra para la estimación, aumentando así la varianza de los estimadores. Para equilibrar ambos fenómenos a la hora de estimar, seguimos a [Calonico et al. \(2020\)](#) para determinar el ancho de banda óptimo.

En el segundo modelo redefinimos las variables de interés de modo de estimar directamente los efectos dinámicos asociados a la elegibilidad del BTM. Sea $Y_{it\tau}$ nuestra variable de empleo para el individuo i , τ períodos desde que se calcula el puntaje de focalización en el período t . Por otro lado, D_{it} indica elegibilidad al programa y Z_{it} es el puntaje de focalización calculado en t . En este caso, la identificación de efectos causales sigue los supuestos estándar ([Hahn et al., 2001](#)), con las consideraciones sugeridas por [Cellini et al. \(2010\)](#). Asumiendo continuidad en $E[Y_{it\tau}(d) | Z_{it}]$ en el punto de corte ($d = 0, 1$), entonces $\lim_{z \rightarrow 0^-} E[Y_{it\tau} | Z_{it} = z] - \lim_{z \rightarrow 0^+} E[Y_{it\tau} | Z_{it} = z]$ identifica un efecto causal que considera dos elementos. Primero, identifica el impacto directo e inmediato sobre empleo, τ meses después de ser elegible. Segundo, incluye efectos en elegibilidad futura y los efectos asociados a dicha elegibilidad. Es así como interpretaremos el coeficiente estimado como efectos tipo *intent-to-treat* ([Cellini et al., 2010](#)). Definiendo una vecindad acotada en torno a Z_i , la regresión a estimar es:

$$Y_{it\tau} = D_{it}\beta_{\tau} + f(Z_{it}) + \lambda_t + u_{it\tau}, \quad (3)$$

donde λ_t es un efecto fijo por período calendario. Estimamos esta regresión para $\tau = 0, 1, \dots, 41$ meses.

Efectos fuera del corte. El efecto del BTM sobre la decisión de salir al mercado laboral puede variar dependiendo de los salarios de oferta (lo que determina el beneficio potencial) y más en general del capital humano del individuo. Por estas razones, el impacto del BTM puede ser heterogéneo a través de la distribución de Z_i . Para estimar efectos del programa fuera del corte, implementamos el estimador propuesto por [Angrist and Rokkanen \(2015\)](#). La idea de esta metodología es encontrar un conjunto de observables \mathbf{X}_i tal que al controlar por ellos la relación entre la variable dependiente (en sus contrafactuales) y la variable Z_i se hace nula. Ya que el tratamiento en este caso se determina exclusivamente por Z_i , entonces si existe \mathbf{X}_i que cumple el requerimiento mencionado, podemos usar dicho vector para extrapolar el

impacto del programa sobre cualquier soporte predefinido en Z_i . Formalmente, necesitamos:

$$E[Y_i(d) | Z_i, \mathbf{X}_i] = E[Y_i(d) | \mathbf{X}_i] \quad d = 0, 1 \quad (4)$$

$$0 < Pr(D_i = 1 | \mathbf{X}_i) < 1 \quad (5)$$

Bajo las condiciones requeridas en ambas ecuaciones, el efecto tratamiento para una región $Z_i \in S$ es simplemente $\tau^S \equiv E[E[Y_i | \mathbf{X}_i, D_i = 1] - E[Y_i | \mathbf{X}_i, D_i = 0] | Z_i \in S]$.

Estimamos el efecto del BTM para mujeres fuera del corte siguiendo el resultado anterior y las pruebas propuestas por Angrist and Rokkanen (2015). Primero, definimos el vector \mathbf{X}_i que cumpla con la ecuación (4). Para ello, probamos si los coeficientes asociados a polinomios de Z_i son estadísticamente no significativos conjuntamente luego de controlar por \mathbf{X}_i , a la izquierda y derecha del corte, condicional en $Z_i \in S^{12}$. Dado ello, estimamos $Y_i = \mathbf{X}_i\beta + \varepsilon_i$ separadamente a la izquierda y derecha del corte $Z_i = 0$ para después recuperar el efecto tratamiento. En la práctica, dividimos en quintiles la muestra en ambos lados del umbral y estimamos τ en cada una de estas categorías.

Identificación de efectos sobre hijas e hijos. Para estimar efectos en hijas e hijos, nuevamente explotaremos la discontinuidad en la elegibilidad del subsidio y su impacto en la probabilidad de participar en el programa. En este caso, usaremos un diseño *Fuzzy* para identificar el impacto de participar en el BTM sobre distintas variables asociadas a resultados educacionales de las niñas y niños de las potenciales beneficiarias. Ahora definimos a Y_i como una medida de rendimiento educacional o capital humano (notas en edad escolar, acceso a educación superior, etc) de la niña o niño i , y definimos D_i como la variable de participación. Específicamente, este término toma el valor 1 si la mujer alguna vez tomó el subsidio en el período de estudio, y 0 en caso contrario. La variable Z_i se define como en la especificación estática (ecuación 2): es el mínimo puntaje de focalización de la madre de la niña o niño i . En este modelo, añadiendo el supuesto de monotonicidad estándar de los modelos IV, podemos identificar el impacto sobre Y_i para aquellas madres que fueron inducidas a tomar el subsidio al pasar el corte de elegibilidad (LATE). La identificación sigue calculando (Hahn et al., 2001):

$$\Delta^{LATE} = \frac{\lim_{z \rightarrow 0^-} E[Y_i | Z_i = z] - \lim_{z \rightarrow 0^+} E[Y_i | Z_i = z]}{\lim_{z \rightarrow 0^-} E[D_i | Z_i = z] - \lim_{z \rightarrow 0^+} E[D_i | Z_i = z]}$$

¹²En caso de ausencia de soporte completo, estimamos el efecto de tratamiento en el soporte observado.

En la práctica, escogemos un ancho de banda para acotar la muestra alrededor de $Z_i = 0$ y estimamos el siguiente modelo de variable instrumentales vía 2SLS:

$$\begin{aligned} D_i &= \alpha 1\{Z_i < 0\} + f(Z_i) + v_i, \\ Y_i &= \beta D_i + f(Z_i) + u_i. \end{aligned} \tag{6}$$

Finalmente, al igual que en los análisis anteriores, usaremos el método propuesto por [Calonico et al. \(2020\)](#) para escoger el ancho de banda óptimo y estimar el modelo (6) con la muestra definida en dicha ventana.

6. Resultados

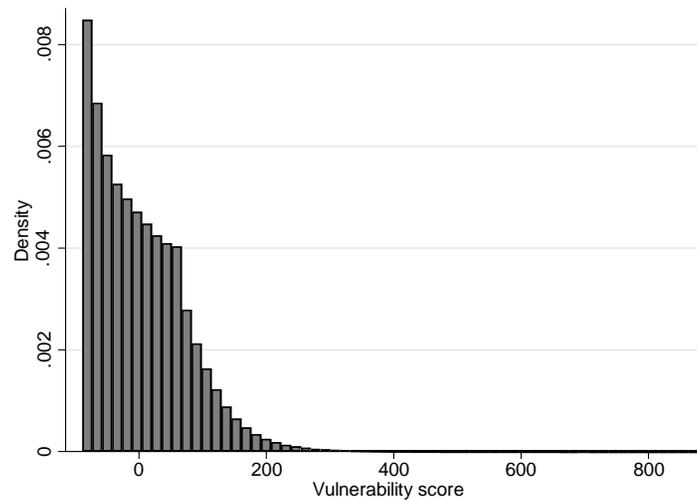
En esta sección presentamos resultados de nuestras estimaciones. Primero, mostramos evidencia que apoya la validez de nuestra metodología para identificar efectos causales. Luego seguimos con el análisis de los efectos en empleo y en hijas e hijos.

6.1. Chequeo de supuestos de identificación

Presentamos a continuación evidencia que sugiere que los principales supuestos de identificación se cumplen en nuestra muestra. Un supuesto necesario para estos efectos es sobre la continuidad de $E[Y(d) | Z_i]$ en $Z_i = 0$. Este supuesto no se cumpliría en caso de manipulación en Z_i ([McCrary, 2008](#)); por ejemplo, los individuos pueden artificialmente modificar los componentes del puntaje de focalización y posicionar su puntaje justo por la izquierda del corte de elegibilidad.

Para buscar evidencia de manipulación, estudiamos el comportamiento de Z_i y de variables pre-determinadas en el umbral $Z_i = 0$. Primero, estudiamos directamente si existe evidencia de discontinuidades en la distribución de la variable Z_i . La [Figura 3](#) muestra un histograma de dicha variable. Para esta figura, centramos el puntaje de focalización según el puntaje de corte de cada año. La figura sugiere que no habría ninguna discontinuidad en el corte de elegibilidad.

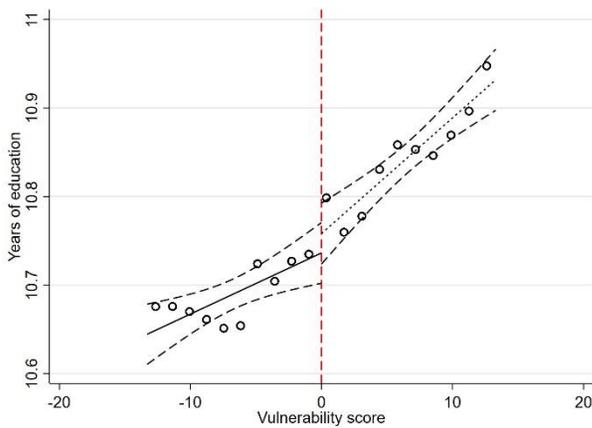
Figura 3: Distribución de puntaje de focalización



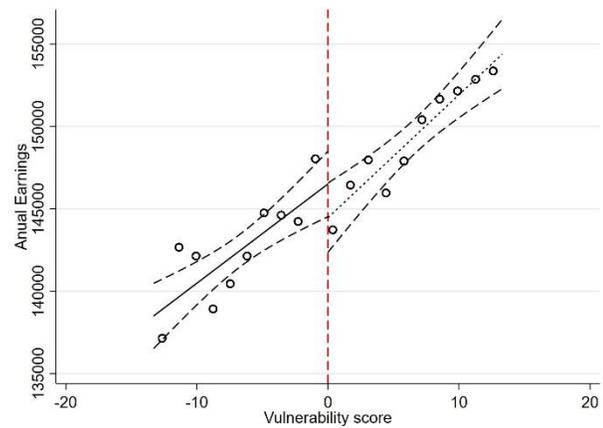
Notas: Esta figura muestra un histograma de $Z_i - c$, donde c varía en el tiempo de acuerdo a los cambios en el umbral durante el período 2012-2015.

La Figura 4 busca evidencia de potenciales discontinuidades en un conjunto de características predeterminadas. Si el supuesto de continuidad no se cumpliera $E[Y(d) | Z_i]$ debido a que individuos manipulan su probabilidad de tratamiento, sería razonable esperar discontinuidades también en características observables del individuo (años de educación, estado marital, etc); intuitivamente, si el tratamiento es asignado aleatoriamente en $Z_i = 0$, entonces el conjunto de características observables no debieran cambiar en el límite donde $Z_i = 0$. Para esta figura, consideramos salario mensuales, años de educación, número de hijos y si tiene pareja. Todas estas variables están medidas como el valor reportado en las respectivas fichas de protección social a enero de 2012, exceptuando el caso de salarios, en donde tomamos el promedio anual de los 12 salarios anteriores al inicio del programa. Los gráficos consideran el ancho de banda óptimo escogido mediante el test propuesto por [Catalonico et al. \(2020\)](#), cuyo resultado sugiere restringir la muestra -13.3 y 13.3 puntos a la izquierda y derecha del punto de corte $Z_i = 0$. Estimamos funciones lineales a la izquierda y derecha del corte, para el mencionado ancho de banda. Las figuras indican una ausencia de discontinuidades en todas las características consideradas en este ejercicio. Este resultado, en conjunto con lo arrojado por el test de discontinuidad en la densidad de Z_i ,

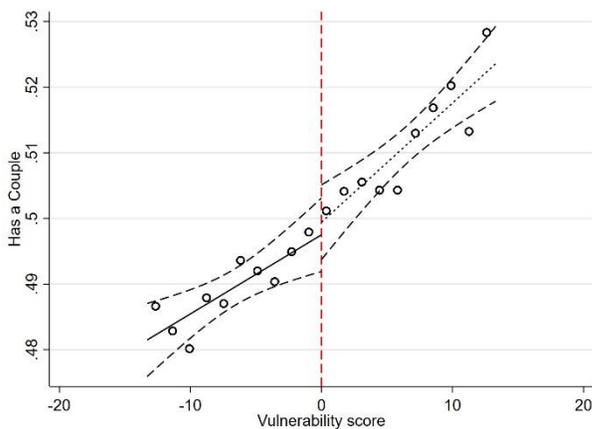
Figura 4: Balance en variables pre-determinadas



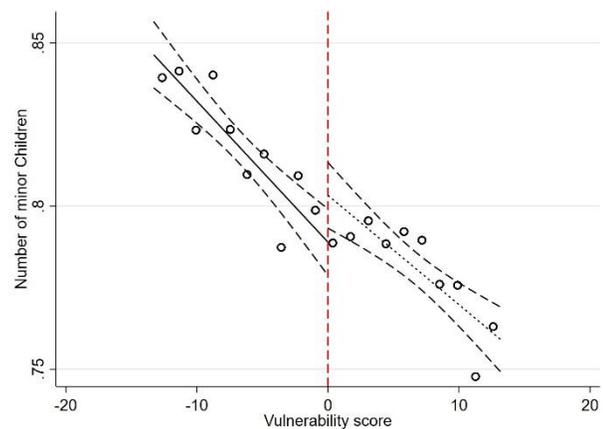
(a) Años de educación



(b) Log salarios



(c) Pareja (=1)



(d) # hijos menores de edad

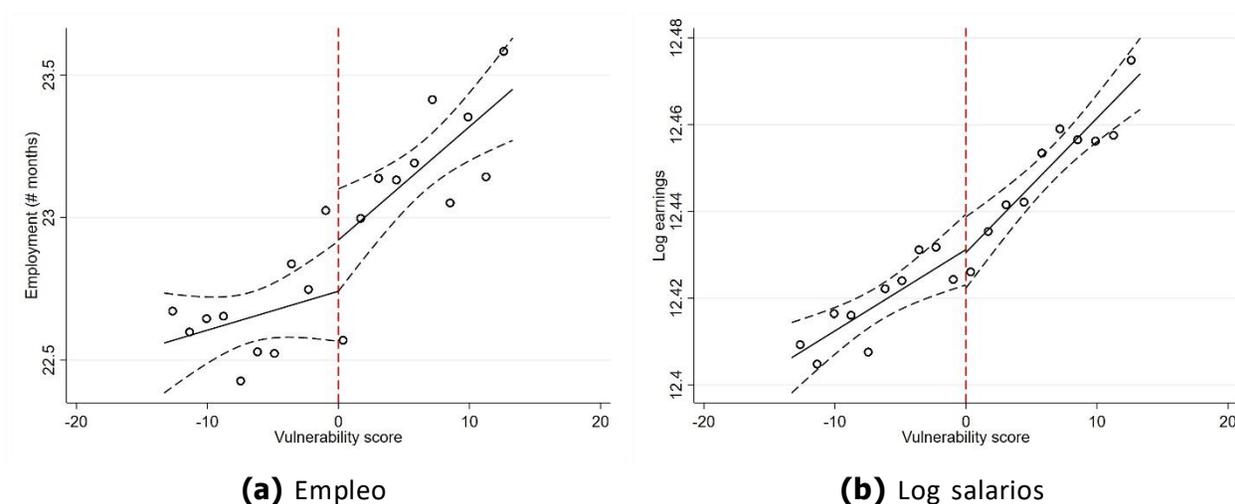
Notas: Las figuras presentan la relación entre variables pre-determinadas con el puntaje de focalización. Restringimos la muestra a observaciones dentro del ancho de banda óptimo. Estimamos funciones lineales a la izquierda y derecha del corte de elegibilidad (igual a 0). Los círculos son promedios de la variable dependiente en distintos intervalos de la variable de focalización definidos por deciles de ésta (a cada lado del corte).

6.2. Mercado laboral

Siguiendo el análisis de la Sección 5, partimos estimando el efecto del BTM sobre empleo y salarios. Como argumentamos, la existencia del subsidio para mujeres bajo el corte de elegibilidad supone un salario de mercado más alto comparado al de mujeres no elegibles de acuerdo al puntaje de focalización. Ello introduce incentivos (no necesariamente positivos) al empleo, tanto en el margen extensivo como intensivo. Esta sección presenta resultados en estas dimensiones. Primero, presentamos efectos promedio para toda la muestra y heterogéneos en distintos sub-grupos. Segundo, exploramos potenciales mecanismos que explican (la falta de) estos efectos.

Impactos en el margen extensivo. La Figura 5, panel (a), muestra un primer acercamiento a la estimación de efectos en empleo. Para esta figura, nos concentramos en la muestra dentro del ancho de banda óptimo obtenido siguiendo la metodología explicada en la sección anterior. A la izquierda y la derecha del corte de elegibilidad (por separado) estimamos funciones lineales de la relación entre puntaje de focalización y empleo. Esta última variable se define como el número de meses que la mujer pasó empleada durante el período 2012-2015. Como se puede apreciar, no encontramos un salto económicamente significativo en el punto de elegibilidad.

Figura 5: Efectos de elegibilidad al BTM sobre empleo e ingresos



Notas: Las figuras presentan la relación entre empleo e ingresos con el puntaje de focalización. En ambos casos restringimos la muestra a observaciones dentro del ancho de banda óptimo. Estimamos funciones lineales a la izquierda y derecha del corte de elegibilidad (igual a 0). Los círculos son promedios de la variable dependiente en distintos intervalos de la variable de focalización definidos por deciles de ésta (a cada lado del corte).

El Cuadro 3 muestra la estimación del modelo siguiendo la especificación de la ecuación (2). Para este conjunto de estimaciones, usamos el ancho de banda óptimo de 13.3 obtenido mediante el procedimiento sugerido por Calonico et al. (2020). Por otro lado, para la función $f(Z_i)$, definimos funciones lineales distintas para la izquierda y derecha de Z_i . La primera fila muestra los efectos estimados para todas las mujeres en la muestra, condicional a pertenecer al ancho de banda óptimo. El efecto estimado es cercano a cero (-0.18 meses) y estadísticamente no significativo. La estimación es lo suficientemente precisa para descartar efectos moderados y/o bajos: el error estándar es igual a 0.13 meses, esto es, 0.6% de la media para el grupo de control. Este resultado confirma la inspección visual del párrafo anterior respecto de la ausencia de efectos. La tabla también muestra efectos en distintas muestras: con o sin pareja, con hijas o hijos menores de edad, y con distintos niveles de educación. Los efectos

estimados en estos grupos no difieren mucho entre sí: ninguno de nuestras estimaciones es estadísticamente significativa, y los efectos son estimados con alta precisión.

Cuadro 3: Efectos de elegibilidad al BTM sobre empleo y salarios

Sample	Employment		Log earnings	
	Mean	Effect	Mean	Effect
All women ($n = 240, 469$)	23.185	-0.180 (0.128)	12.451	0.001 (0.006)
Married ($n = 150, 160$)	21.147	-0.128 (0.161)	12.380	0.006 (0.008)
Single ($n = 90, 309$)	26.779	-0.280 (0.204)	12.572	-0.009 (0.009)
Young children (< 18) ($n = 131, 489$)	24.136	-0.421 (0.173)	12.487	-0.009 (0.008)
Single + young children ($n = 52, 216$)	29.600	-0.371 (0.254)	12.686	-0.008 (0.011)
< 12 years of education ($n = 95, 131$)	21.102	0.000 (0.204)	12.263	0.003 (0.009)
≥ 12 years of education ($n = 145, 338$)	24.486	-0.269 (0.164)	12.566	0.001 (0.007)

Notas: Esta tabla presenta efectos estimados del BTM siguiendo el modelo (2). Las primeras dos columnas muestran la media para los no-elegibles y el efecto estimado sobre número de meses empleados entre 2012 y 2015. Las últimas dos columnas muestran resultados equivalentes para el logaritmo natural del promedio de salarios (2012-2015). Errores estándar robustos en paréntesis.

Como discutimos, la estimación del parámetro de interés involucra usar muestra fuera del corte, induciendo un potencial sesgo en la estimación. Para ver qué tan problemático puede ser la extrapolación fuera del corte para efectos de la estimación del efecto local, el Cuadro 4 estima efectos en empleo usando distintos anchos de banda y forma funcional. En particular, estimamos los efectos con anchos de banda igual a 5, 8, 13, 16, 19 y 22 (el ancho de banda óptimo es 13.3), para modelos que incluyen funciones lineales y cuadráticos en Z_i a la izquierda y derecha del umbral de elegibilidad. Si bien las estimaciones puntuales difieren, nuevamente ninguna de las estimaciones entrega efectos estadísticamente significativos.

Cuadro 4: Efectos de elegibilidad al BTM sobre empleo en función de anchos de banda y forma funcional

Bandwidth	Linear	Quadratic
5	0.060 (0.210)	-0.068 (0.315)
8	0.075 (0.166)	0.040 (0.249)
13	-0.175 (0.130)	0.062 (0.195)
16	-0.113 (0.117)	-0.116 (0.176)
19	-0.080 (0.107)	-0.131 (0.161)
22	-0.011 (0.100)	-0.206 (0.150)

Notas: Esta tabla presenta efectos estimados del BTM en empleo (número de meses empleado) siguiendo el modelo (2), asumiendo distintos anchos de banda (en filas) y forma funcional (en columnas). Errores estándar robustos en paréntesis.

Impactos en el margen intensivo. Los párrafos anteriores sugieren la ausencia de efectos del BTM sobre el margen extensivo de la oferta laboral. Por otro lado, en el margen intensivo, hay razones teóricas fundadas para encontrar efectos. Así, para mujeres estando empleadas en el contrafactual de no tener acceso al subsidio, el programa podría incentivarla a reducir o aumentar sus horas de trabajo, dependiendo de las relativas fuerzas de los efectos ingresos y sustitución.

La Figura 5, panel (b), muestra efectos en el logaritmo natural de salarios. Si bien los datos no contienen horas trabajadas, podemos inferir efectos en dicha variable usando salarios para la muestra de mujeres que trabajan. En este caso, el condicionar en esta muestra no generaría ningún tipo de sesgo en la estimación, ya que hemos comprobado que no hay efectos en el margen extensivo. Para esta figura, por construcción de la variable dependiente, descartamos a aquellos meses en donde individuos estuvieron fuera del mercado del trabajo. Ya que usamos el promedio de los salarios, cada uno de ellos en logaritmo natural, solosacamos de la muestra a aquellas individuos que no trabajaron en ningún mes considerado

(desde 2012 a 2015). Al igual que la figura sobre empleo, no vemos ningún salto discreto en el umbral de elegibilidad en la relación estimada entre salarios y el puntaje de focalización.

El Cuadro 3, en las últimas dos columnas, muestra efectos promedios para la variable remuneraciones en logaritmo, para toda la muestra y para sub-muestras seleccionadas. Los efectos estimados en ningún caso son estadísticamente significativos. Nuevamente, nuestros errores estándar resultan relativamente bajos (0.05 % respecto de la media para el grupo no elegible en el margen), lo que nos permite descartar la presencia de efectos económicamente significativos.

Potenciales mecanismos. Exploramos dos mecanismos que podrían explicar la falta de impacto en empleo: fricciones informacionales y elasticidad de la oferta de trabajo. Una primera razón por la cual no hay efectos en el margen extensivo de la oferta laboral es la falta de información respecto del programa. Una mujer elegible podría responder al incentivo sólo en la medida que sepa que su salario de oferta en el mercado es más alto gracias al BTM. De lo contrario, sólo percibirá un salario equivalente al de aquellas mujeres no elegibles (en términos contrafactuales).

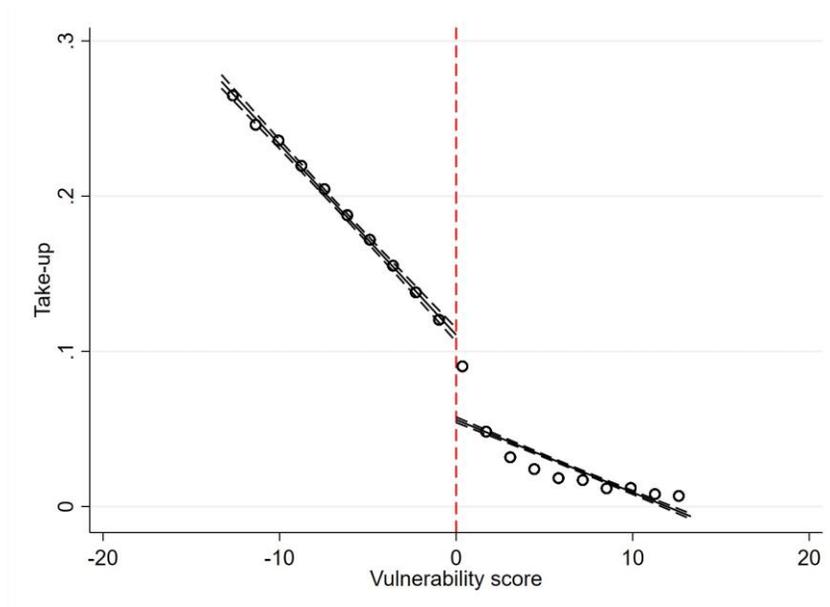
Podemos aproximar el grado de información respecto del BTM mirando el comportamiento de mujeres elegibles y no elegibles. Bajo información perfecta, ninguna mujer postularía si no es elegible, y todas las mujeres elegibles postularían si están empleadas. Algunas mujeres fuera del mercado laboral también postularían si el salario de oferta con subsidio las incentiva a salir al mercado.

La Figura 6 muestra el efecto de la elegibilidad sobre la probabilidad de tomar efectivamente el subsidio. La variable independiente es el mejor puntaje por persona (el mínimo) mientras que la dependiente corresponde a un indicador que toma el valor 1 si alguna vez el individuo tomó el subsidio, y 0 en otro caso. Esta variable considera si una postulación al bono fue aceptada, según la base datos de postulantes. Para cada lado de la elegibilidad, estimamos la relación entre la toma del subsidio y el puntaje de focalización (mediante una función lineal y no paramétricamente tomando promedios a través de intervalos de la variable). Restringimos a mujeres que se encontraban trabajando en el mes/año donde su variable de postulación fue el mínimo. Por el lado izquierdo, la proporción de mujeres elegibles que alguna vez toman el subsidio no supera el 20 %¹³. Esto es evidencia directa de fricciones informacionales, toda vez que el costo de postular es marginal. No obstante, observamos una discontinuidad justo en el corte, indicando que la elegibilidad sí tendría un efecto causal en la probabilidad de tomar el subsidio. Luego, la desinformación respecto del programa no es

¹³Es posible que una proporción de estas mujeres trabajen para empleadores que no cumplan los requisitos de elegibilidad. No tenemos evidencia que nos haga indicar que esta proporción sea mayoritaria, sobre todo considerando que el requisito no es exigente (estar al día con cotizaciones).

total.

Figura 6: Efecto de elegibilidad sobre participación en subsidio



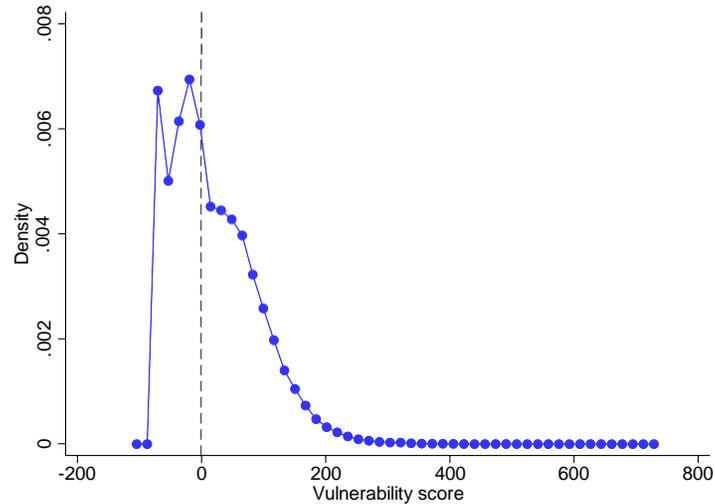
Notas: La figura muestra el efecto, en el punto de corte, de la elegibilidad por puntaje de focalización sobre la probabilidad de tomar el subsidio. A la izquierda y derecha del corte mostramos estimaciones de funciones lineales para la relación entre probabilidad de participación y puntaje de focalización. En círculo mostramos medias en la probabilidad de participación en ventanas (definidas por deciles) del puntaje.

La Figura 7 muestra más evidencia que revela el grado de información de los agentes respecto del programa. Muestra la densidad estimada del puntaje de focalización para los individuos que postularon al programa; esto es, aparecen en la base de postulantes al margen de haber sido aceptada su postulación. El puntaje está expresado como su resta con el corte del año 2012 (igual a 98 puntos)¹⁴. Bajo información perfecta, la densidad debiera ser nula por el lado derecho y exhibir un salto justo en el corte. Bajo información imperfecta, la densidad debiera tener una proporcional a la distribución de capital humano en la población. La figura muestra un caso intermedio. Si bien se aprecia densidad no nula por el lado derecho del corte, la densidad estimada sí muestra un salto en el punto de corte (*"bunching"*) por el lado izquierdo, y se mantiene relativamente alta desde ese punto. El hecho de que la densidad exhiba dicho salto es indicativo que al menos una proporción de mujeres sí conoce el programa y escoge no postular cuando no son elegibles¹⁵.

¹⁴Para estimar esta densidad usamos una estimación de tipo Kernel, con una forma funcional triangular.

¹⁵El hecho de que haya *bunching* en la densidad del puntaje de focalización en este muestra impide que podamos implementar nuestra estrategia de identificación en el grupo de postulantes.

Figura 7: Distribución de puntaje de focalización entre postulantes



Notas: La figura la distribución estimada (vía Kernel triangular) del puntaje de focalización para la muestra de postulantes.

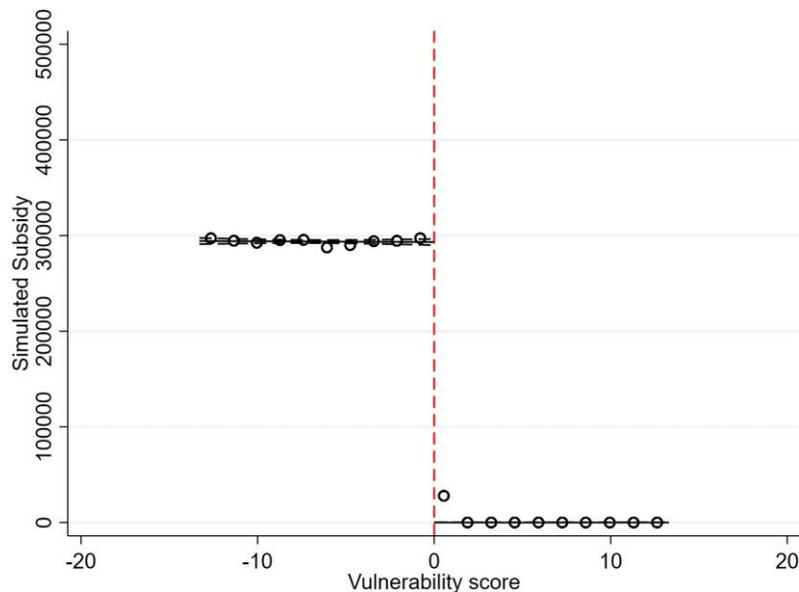
Con todo, si bien existe evidencia para afirmar que la información no es completa en el mercado, al menos entre mujeres empleadas, encontramos indicios de que un porcentaje no trivial de mujeres poseen conocimiento del programa y actúan en consecuencia—postulan cuando pasan a ser elegibles, no lo hacen cuando no lo son. Luego, la falta de información no pareciera ser un elemento que por sí solo explique la falta de impactos en el margen extensivo¹⁶.

Otro mecanismo que pueda explicar la falta de impactos en el margen extensivo es simplemente porque el incentivo monetario no es suficiente para inducir cambios en oferta laboral. La Figura 8 muestra el subsidio anual en función del puntaje de focalización. A la derecha del corte de elegibilidad el subsidio es naturalmente cero. A la izquierda, tomamos el salario que cada individuo registra en el período cuyo puntaje de focalización es el mínimo. Dado dicha remuneración, calculamos el subsidio anual asumiendo que la mujer trabaja continuamente los 12 meses del año (esto es, consideramos el mejor escenario por cada individuo). Para este ejercicio, consideramos mujeres cuya remuneración en tal período es mayor a cero. El límite por la izquierda en torno al corte de elegibilidad es un estimador del subsidio que le corresponde a la persona marginalmente elegible. En términos anuales, ello corresponde a aproximadamente unos 300 mil pesos. Considerando la remuneración promedio para individuos en el margen (promedio dentro de la ventana óptima de ancho de banda, a la izquierda del corte), el subsidio representa 10 % del salario. Por otro lado, uno de los últimos estudios

¹⁶Un argumento que contradice esta hipótesis es respecto de cómo la información se disemina entre empleadas y desempleadas; la diseminación de información para mujeres desempleadas podría ser menor y con ello explicar la ausencia de impactos.

sobre impactos del EITC indica que aumentos en el subsidio máximo aumentan la probabilidad de empleo, en una magnitud consistente con una elasticidad de empleo de 0.33 (Bastian and Jones, 2019)¹⁷. Esta elasticidad podríamos considerarla como la sensibilidad de la oferta laboral ante un mercado con información perfecta (el take-up del EITC es cercano al 80%). En términos de nuestra variable dependiente, dicha elasticidad implicaría un efecto de 0.76 meses. Cabe notar que ninguna de nuestra estimaciones llega a dicho número (tampoco en valor absoluto) y que sin embargo nuestros errores estándar son lo suficientemente precisos para detectar dicho efecto. Entonces, nuestros resultados no podrían explicarse solamente por un fenómeno asociado al monto ofrecido por el subsidio. Más bien, tanto fricciones informacionales como la (in)elasticidad de la oferta de trabajo jugarían un rol en explicar la falta de efectos económicamente significativos¹⁸.

Figura 8: Subsidios simulados en función de puntaje de focalización



Notas: Esta figura presenta la relación entre subsidio (simulado según las remuneraciones de cada mujer) en función del puntaje de focalización.

Efectos fuera del corte. Los resultados anteriores estiman efectos del BTM para individuos en el límite del corte de elegibilidad ($Z_i = 0$). Ello podría levantar cuestionamientos respecto de la validez externa de los resultados; ¿cómo serían los efectos para la población infra-marginal? En este apartado exploramos esta pregunta.

¹⁷Consistente con esta estimación, Agostinelli et al. (2021) encuentran una elasticidad de margen extensivo de 0.3.

¹⁸Sin embargo, no es posible con nuestra metodología cuantificar el grado por el cual ambos mecanismos explican los efectos encontrados.

Empezamos chequeando que las condiciones para implementar el método propuesto por Angrist and Rokkanen (2015) se cumplen. Primero, analizamos la evidencia en torno a la condición (4), que implica independencia entre la variable dependiente y Z_i , luego de controlar por \mathbf{X}_i . En este caso, consideramos el siguiente conjunto de variables: años de educación, número de hijos, número de hijos menores de edad y si tiene pareja o no¹⁹. Para probar esta condición, estimamos las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned} Y_i &= \alpha_L + \gamma_L Z_i + \mathbf{X}_i^L \boldsymbol{\beta}_L + u_i^L & Z_i < 0, \\ Y_i &= \alpha_R + \gamma_R Z_i + \mathbf{X}_i^R \boldsymbol{\beta}_R + u_i^R & Z_i \geq 0, \end{aligned}$$

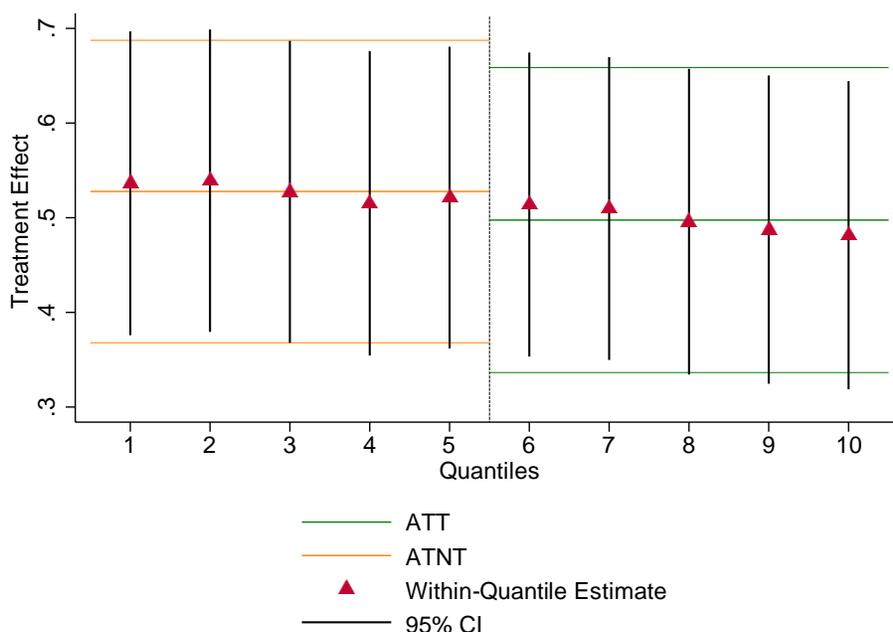
en donde probamos las hipótesis $H_0 : \gamma_L = 0$ y $H_0 : \gamma_R = 0$. Al estimar ambos modelos, encontramos que los estadísticos p -value asociados al test por izquierda y la derecha son 0.87 y 0.18, respectivamente. Por lo tanto, el conjunto de variables que consideramos para este ejercicio cumple con la condición de independencia condicional.

La siguiente condición, ecuación (5), limita el soporte por el cual podemos estimar los efectos fuera del corte. En este caso, podemos chequear si hay valores no nulos en la probabilidad de elegibilidad tanto para elegibles y no elegibles. En este caso, encontramos soporte completo solo para el rango de 0.37 y 0.58 en dicha probabilidad, lo que implica una muestra de 59 mil mujeres a cada lado del corte. Si bien no podemos estimar el impacto sobre tratados y no tratados para toda la muestra, aún así el soporte aceptado permite estimar efectos fuera del umbral, mejorando la validez externa de nuestros resultados.

La Figura 9 muestra los efectos tratamientos estimados fuera del corte. En este caso, restringimos la muestra para valores dentro del intervalo seleccionado en el procedimiento anterior. Condicional en esta muestra, dividimos a las mujeres en quintiles a ambos de la muestra. Ya que estas estimaciones no restringen a pertenecer al ancho de banda local como se procede en una estimación tipo RD, ganamos un grado considerable de precisión estadística. En este caso, encontramos que los efectos tratamiento promedian .5 meses en la variable número de meses empleados, esto es, un aumento en la participación laboral de cerca de 2.1%. Este resultado está ligeramente por sobre lo encontrado por las estimaciones tipo RD, sugiriendo que el efecto fuera del corte podría ser mayor. Por otro lado, el efecto estimado mediante la extrapolación sitúa nuestros resultados más cerca de lo que predice la elasticidad de oferta de trabajo estimada en contexto de política similar para Estados Unidos (si bien sigue estando por debajo).

¹⁹Si bien la cantidad de variables es reducida, si se cumple o no el supuesto (4) es finalmente una cuestión empírica.

Figura 9: Efectos tratamiento sobre empleo fuera del corte



Notas: Esta figura presenta efectos tratamiento de elegibilidad al BTM sobre número de meses empleados (2012-2015). Presentamos efectos sobre los tratados (ATT) y no tratados (ATNT). También presentamos efectos en quintiles del puntaje de focalización, junto con intervalos de confianza al 95 %.

6.3. Efectos en hijas e hijos

En esta sección exploramos potenciales impactos de acceder el programa en niñas y niños de madres que han participado en el programa. Dividimos el ejercicio en dos: resultados en niñas y niños en edad escolar y efectos en jóvenes en transición a educación superior.

Una condición necesaria para implementar este análisis es tener una estimación estadísticamente significativa del efecto de elegibilidad sobre la probabilidad de usar el subsidio. Como ya vimos, la Figura 6 provee evidencia de una fuerte estimación de primera etapa, permitiendo de esta forma proseguir con la estimación de efectos de tratamiento. Con ello, interpretamos los efectos estimados a continuación como el impacto de participación sobre mujeres que fueron incentivadas a trabajar (grupo de “compliers”) en el margen.

Efectos en niñas y niños de edad escolar. Estudiamos los efectos de participación en el BTM en 2012 en variables de rendimiento educacional para el año 2015. Dividimos la muestra en tres, 1-4^{to} básico, 5-8^{to} básico y 1-4^{to} medio para explorar efectos heterogéneos por edad; así, alumnos en el primer grupo estuvieron potencialmente expuestos al tratamiento en sus años prescolares (al menos las cohortes más jóvenes). Usaremos dos variables dependientes:

promedio de notas y reprobación. Esta última variable toma el valor 1 si el alumno no fue promovido al final de año.

El Cuadro 5 muestra los resultados de este ejercicio. Los paneles A, B y C muestran impactos para los tres grupos de edad considerados. Estimamos efectos en promedios de nota en escala 1-7 y en la probabilidad de repitencia. La tabla muestra los promedios de hijas e hijos de mujeres no elegibles, y las estimaciones de forma reducida, primera etapa y LATE. La columna (3) muestra que todas las estimaciones cuentan con estimaciones de primera etapa altamente significativas. Ello apoya la idea de que nuestras estimaciones probablemente tengan un sesgo en muestras finitas acotado. Los resultados no muestran impactos estadísticamente significativos. No obstante, al contrario de las estimaciones sobre empleo, las actuales tienen errores estándar menos precisos. Por ejemplo, la estimación para promedio de notas en primero a cuarto básico no descarta un efecto de 9% sobre el promedio actual. Aún así, es posible rechazar la hipótesis de efectos moderados-altos en los promedios de nota.

Efectos en la transición a educación superior. Estudiamos ahora impactos sobre variables relacionadas con educación superior. En este caso, nuestra muestra varía según la variable a analizar. En primer lugar, definimos las variables inscripción a la PSU y resultados PSU matemáticas y lenguaje. En el primer caso, asumimos que la variable toma el valor 1 si la hija o hijo se inscribe para dar dicho examen en cualquier período dentro de los años 2014-2016. Las variables PSU matemáticas y lenguaje se definen como el primer puntaje registrado dentro del mismo período. Para este grupo de variables, la muestra corresponde a jóvenes entre 16 y 18 años de edad en el año 2014. La segunda variable a mirar corresponde a los resultados en las pruebas matemáticas y lenguaje. El segundo grupo de variables corresponde a matrícula en educación superior años 2015 y 2016. Estas variables toman el valor 1 si el individuo aparece matriculado en el año correspondiente y 0 en otro caso. Definimos la muestra acá de modo de capturar acceso a educación terciaria inmediatamente después de egresar de enseñanza media. Así, para la variable de matrícula 2015 (2016) tomamos la muestra de jóvenes con 18 años cumplidos el año 2014 (2015). Finalmente, medimos persistencia como un indicador que iguala a 1 si el individuo está matriculado ya sea el 2014 o 2015; la muestra a usar en este caso corresponde a individuos que sí estaban matriculados el 2014.

Cuadro 5: Efectos de participación en el BTM sobre rendimiento educacional en niñas y niños en edad escolar

Dep variable	(1) Baseline mean	(2) Reduced form	(3) First stage	(4) LATE
<i>A. 1-4th grades</i>				
GPA	5.906	0.003 (0.012)	0.048 (0.006)	0.071 (0.258)
Grade retention	0.031	-0.004 (0.003)	0.048 (0.006)	-0.074 (0.064)
<i>B. 5-8th grades</i>				
GPA	5.461	-0.012 (0.014)	0.068 (0.006)	-0.176 (0.207)
Grade retention	0.043	0.009 (0.004)	0.068 (0.006)	0.140 (0.055)
<i>C. 9-12th grades</i>				
GPA	5.217	-0.016 (0.023)	0.068 (0.007)	-0.233 (0.347)
Grade retention	0.079	-0.004 (0.005)	0.068 (0.007)	-0.052 (0.079)

Notas: Presentamos estimaciones Fuzzy RD del efecto de participación en BTM sobre rendimiento educacional de hijas e hijos. Las variables de resultados corresponden a promedio de notas y una variable dicotómica que indica si la alumna o alumno repite de curso. Estimamos efectos separando por niñas y niños en educación básica (paneles A y B) y media (panel C).

El Cuadro 6 muestra los efectos de participación en el BTM en cada una de las variables definidas en el párrafo anterior. Al igual que en el caso de las estimaciones para niñas y niños, no encontramos efectos significativos en ninguna de las variables consideradas²⁰.

²⁰Un punto a considerar, sin embargo, es que en dos de las variables de resultado (lenguaje PSU y persistencia) las estimaciones de primera etapa no parecen ser lo suficientemente significativas.

Cuadro 6: Efectos de participación en el BTM en educación superior

Dep variable	(1) Baseline mean	(2) Reduced form	(3) First stage	(4) LATE
PSU registration	0.519	-0.018 (0.010)	0.060 (0.006)	-0.294 (0.173)
Math PSU	481.1	-1.0 (3.0)	0.067 (0.010)	-15.4 (45.0)
Language PSU	477.9	-0.5 (3.0)	0.010 (0.010)	-7.3 (44.5)
College enrollment 2015	0.092	0.001 (0.010)	0.064 (0.010)	0.008 (0.150)
College enrollment 2016	0.013	0.004 (0.004)	0.060 (0.010)	0.070 (0.072)
College persistence	0.107	-0.008 (0.028)	0.028 (0.026)	-0.299 (1.024)

Notas: esta tabla presenta estimaciones Fuzzy RD sobre el efecto de participar en el BTM sobre variables relacionadas con acceso a educación superior.

7. Conclusiones

El programa BTM, implementado el año 2012, constituye una importante política social destinada a ayudar a mujeres de bajos ingresos. Ya que el subsidio se entrega como complemento de la remuneración de la mujer, la política representa un fuerte incentivo al empleo femenino. Por otro lado, el potencial aumento en ingreso—especialmente para mujeres que entran al mercado laboral—podría indirectamente beneficiar a las hijas e hijos de las beneficiarias del programa. Tal como la literatura lo ha mostrado, el aumento en ingresos se asocia a mejoras en capital humano de las niñas y niños. Ambos elementos—oferta laboral y capital humano en niñas y niños—son dimensiones económicamente relevante en la evaluación de costos y beneficios del BTM.

Este estudio presenta una evaluación de impacto del programa BTM. Para este fin, usamos datos administrativos provistos por el Ministerio de Desarrollo Social y Familia, los cuales permiten la implementación de regresiones discontinuas para estimar efectos del programa. Nuestra metodología, bajo los supuestos que detallamos en este informe, nos

permite identificar efectos causales de la elegibilidad del programa sobre salarios y empleo femenino. Asimismo, gracias a la riqueza de los datos disponibles, estimamos el efecto de participación en el BTM sobre variables educacionales relacionados con el capital humano de las hijas e hijos de beneficiarias. La cantidad de observaciones gracias al acceso de registros administrativos ayuda a que nuestras estimaciones identifiquen efectos con alta precisión, lo que es una ventaja respecto de estudios similares en otros contextos.

Los resultados apuntan a que la elegibilidad y participación en el programa no generan los efectos deseados por la política pública. En términos de empleo femenino, no encontramos—en ninguna de nuestras metodologías propuestas—indicios de efectos que sean económicamente relevantes. Nuestras regresiones discontinuas indican efectos que no son estadísticamente significativos, a pesar de la alta precisión que logramos en la estimación. Una metodología alternativa encuentra efectos positivos y estadísticamente significativos en meses empleados, aunque económicamente poco relevantes (aumento en 2%). Por otro lado, no encontramos ningún efecto estadísticamente significativo sobre variables educacionales para hijas e hijos de beneficiarias.

Dos mecanismos pueden explicar la falta de efectos. En primer lugar, la literatura ha mostrado que la elasticidad de oferta en el margen extensiva es inelástica, cercano a 0.3. Ello reduce el alcance de potenciales efectos dado el tamaño del subsidio que considera el BTM. Sumado a lo anterior, encontramos evidencia de una baja toma del subsidio para mujeres que son elegibles. Ello sugiere que una cantidad no menor de potenciales beneficiarias no conoce el programa o subestima su probabilidad de calificación. Con todo, nuestro análisis sugiere que un mayor esfuerzo en disminuir el costo para adquirir información respecto de este programa para mujeres que cumplan con el criterio de elegibilidad podría aumentar el impacto del programa en el mercado laboral de sus beneficiarias.

Referencias

- Agostinelli, F., E. Borghesan, G. Sorrenti, et al. (2021). Welfare, workfare and labor supply: A unified evaluation. HCEO Working Paper Series 2020-083.
- Agostinelli, F. and G. Sorrenti (2021). Money vs. time: family income, maternal labor supply, and child development. University of Zurich, Department of Economics, Working Paper No. 273.
- Angrist, J. D. and M. Rokkanen (2015). Wanna get away? regression discontinuity estimation of exam school effects away from the cutoff. *Journal of the American Statistical Association* 110(512), 1331–1344.
- ARSchile (2017). Evaluación de implementación de programas subsidio al empleo joven y bono al trabajo de la mujer año 2016. Asistencia técnica, Unidad de Estudios SENCE.
- Barr, A., J. Eggleston, and A. A. Smith (2022). Investing in infants: The lasting effects of cash transfers to new families. *The Quarterly Journal of Economics* 137(4), 2539–2583.
- Bastian, J. (2017). Unintended Consequences? More Marriage, More Children, and the EITC. *Working Paper*.
- Bastian, J. (2020). The rise of working mothers and the 1975 earned income tax credit. *American Economic Journal: Economic Policy* 12(3), 44–75.
- Bastian, J. and K. Micheltore (2018). The long-term impact of the earned income tax credit on children’s education and employment outcomes. *Journal of Labor Economics* 36(4), 1127 – 1163.
- Bastian, J. E. and M. R. Jones (2019). Do EITC Expansions Pay for Themselves? Effects on Tax Revenue and Public Assistance Spending. pp. Working Paper.
- Calonico, S., M. D. Cattaneo, and M. H. Farrell (2020). Optimal bandwidth choice for robust bias-corrected inference in regression discontinuity designs. *The Econometrics Journal* 23(2), 192–210.
- Cellini, S. R., F. Ferreira, and J. Rothstein (2010). The value of school facility investments: Evidence from a dynamic regression discontinuity design. *The Quarterly Journal of Economics* 125(1), 215–261.

- Dahl, G. and L. Lochner (2012). The Impact of Family Income on Child Achievement: Evidence from the Earned Income Tax Credit. *The American Economic Review* 102 (5), 1927–1956.
- Dahl, M., T. DeLeire, and J. Schwabish (2009). Stepping stone or dead end? the effect of the eitc on earnings growth. *National Tax Journal* 62(2), 329–346.
- Eissa, N. and J. B. Liebman (1996, may). Labor Supply Response to the Earned Income Tax Credit. *The Quarterly Journal of Economics* 111(2), 605–637.
- Hahn, J., P. Todd, and W. Klaauw (2001, jan). Identification and Estimation of Treatment Effects with a Regression-Discontinuity Design. *Econometrica* 69(1), 201–209.
- Hoynes, H., D. Miller, and D. Simon (2015, feb). Income, the Earned Income Tax Credit, and Infant Health. *American Economic Journal: Economic Policy* 7(1), 172–211.
- Hoynes, H. and J. Rothstein (2016). Tax Policy Toward Low-Income Families.
- Kleven, H. (2022). The EITC and the Extensive Margin: A Reappraisal. (September).
- Kott, A. (2022). Income shocks, school choice, and long-term outcomes: Lessons from child allowances in israel.
- McCrary, J. (2008). Manipulation of the running variable in the regression discontinuity design: A density test. *Journal of econometrics* 142(2), 698–714.
- Meyer, B. D. and D. T. Rosenbaum (2001, August). Welfare, the earned income tax credit, and the labor supply of single mothers. *The Quarterly Journal of Economics* 116 (3), 1063–1114.
- Nichols, A. and J. Rothstein (2016). The Earned Income Tax Credit. In R. A. Moffitt (Ed.), *Economics of Means-Tested Transfer Programs in the United States, Volume I*. Chicago.
- Rodríguez, J. (2023). Understanding the effects of workfare policies on child human capital. *Journal of Labor Economics* 41(1), 39–75.
- Schanzenbach, D. and M. R. Strain (2021). Employment effects of the earned income tax credit: Taking the long view. *Tax Policy and the Economy* 35(1), 87–129.