



EL COLEGIO DE MÉXICO

CENTRO DE ESTUDIOS ECONÓMICOS

MAESTRÍA EN ECONOMÍA

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRO EN ECONOMÍA

**EL IMPACTO DEL ACCESO AL CRÉDITO EN LA
POBREZA DE LOS HOGARES RURALES DE MÉXICO:
UNA PERSPECTIVA MULTIDIMENSIONAL**

FERNANDO GARCÍA MORA

PROMOCIÓN 2015-2017

ASESOR:

ENEAS ARTURO CALDIÑO GARCÍA

JUNIO 2017

DEDICATORIA

A Rocio y mi hijo Carlos por estar a mi lado todo este tiempo.

A mis queridos padres, Cristóbal y Sofia, por apoyarme en cada momento y hacerme saber que siempre puedo contar con ustedes.

Al Dr. Jorge Mora Rivera, por todos sus consejos y apoyo incondicional.

AGRADECIMIENTOS

Quisiera agradecer a mis profesores de la maestría, gracias por compartir su conocimiento y sabiduría conmigo. También quiero agradecer a mi asesor, el Dr. Eneas A. Caldiño García, gracias por brindarme su apoyo y consejos durante la realización de este trabajo. Agradezco a El Colegio de México y al Centro de Estudios Económicos, gracias por ser una maravillosa institución.

Resumen

El presente trabajo tiene dos objetivos fundamentales, el primero es evaluar el impacto que tiene el acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales de México, desde una perspectiva multidimensional, el segundo objetivo consiste en evaluar el impacto del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales, diferenciando entre créditos de tipo formal y créditos de tipo informal, con la finalidad de identificar los efectos diferenciales que tienen ambos tipos de crédito al considerarlos de manera conjunta. Para alcanzar este segundo objetivo se emplean técnicas multitratamiento, cuyo desarrollo metodológico ha sido ampliamente utilizado en ciencias como la medicina o la biología, pero realmente escaso en la economía. Para controlar el problema de sesgo por selección se utilizan dos metodologías, Propensity Score Matching (PSM) e Inverse Probability of Treatment Weighting. El impacto en cada una de las variables analizadas se estimó en términos del efecto promedio del tratamiento en los tratados, ATT.

La fuente de información que se utilizó para recabar información de acceso a crédito fue la Encuesta CONEVAL a Hogares Rurales de México 2013. Esta encuesta fue diseñada para evaluar la Cruzada Nacional Contra el Hambre y contiene información de las características sociodemográficas; de actividades productivas; acceso y participación en los sistemas financieros formales e informales; y acceso a la alimentación para 2,530 hogares rurales. El diseño de la muestra permite obtener resultados a nivel municipal y nacional.

Los resultados de esta investigación revelan que el acceso a crédito tiene un impacto positivo en la reducción de la pobreza, ya sea por ingresos o multidimensional. En el caso del análisis bitratamiento, el acceso a crédito disminuye la probabilidad de ser pobre por ingresos en un rango de 12.5 a 16.8 puntos porcentuales, y de ser pobre multidimensional en un rango de 8.6 a 13.7 puntos porcentuales, dependiendo del algoritmo de matching que se utilice. Para el análisis multitratamiento, el acceso a créditos formales disminuye la probabilidad de ser pobre por ingresos en 13.14 puntos porcentuales respecto de tener acceso a créditos de tipo informal. Estos resultados nos permiten sugerir medidas de política orientadas a brindar acceso al crédito a los hogares rurales con mayor vulnerabilidad social. Promover medidas de política que faciliten la incursión en el sistema financiero a un mayor número de habitantes del sector rural mexicano a través del crédito, sin duda permitiría reducir los niveles de pobreza que aqueja a una enorme proporción de los hogares rurales de México.

Índice General

Introducción.....	2
Capítulo 1. Revisión de la literatura.....	5
1.1. Una revisión a las diferentes formas de medir la pobreza.....	5
1.2. Pobreza y microfinanzas: el estado del debate.....	10
Capítulo 2. Datos y estadística descriptiva.....	15
2.1. La elección de las dimensiones de pobreza.....	16
2.2. Estadísticas descriptivas y variables explicativas.....	19
Capítulo 3. Metodología de modelación.....	27
3.1. El enfoque estándar de matching.....	27
3.2. El problema de sesgo por selección.....	28
3.3. Supuestos.....	30
3.4. Propensity score matching (PSM).....	31
3.5. Inverse probability of treatment weighting (IPTW).....	32
3.6. El propensity score para múltiples tratamientos.....	33
Capítulo 4. Resultados.....	35
4.1. Estimaciones de pobreza.....	36
4.2. Estimaciones del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) utilizando Propensity Score Matching (PSM).....	40
4.2.1. Pobreza por ingresos.....	41
4.2.2. Pobreza multidimensional.....	42
4.2.3. Vulnerabilidad por carencias sociales.....	43
4.2.4. Vulnerabilidad por ingresos.....	43
4.2.5. Pobreza multidimensional extrema.....	44
4.3. Estimaciones del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) utilizando Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW).....	44
Conclusiones.....	49
Bibliografía.....	52

Introducción

No existe una característica más visible del subdesarrollo que la pobreza. De acuerdo con Ray (1998), de forma simplificada, parecería que el proceso es el siguiente. En primer lugar, existe una enorme desigualdad en la distribución del ingreso en todo el mundo. Como si esto no fuera suficiente, también existe desigualdad en la distribución del ingreso dentro de cada país. El resultado, para millones de personas, implica vivir de manera cotidiana en situaciones de pobreza, miseria y desesperanza (Ray, 1998). Durante muchos años los economistas han buscado distintos mecanismos que ayuden a combatir y erradicar la pobreza (Naciones Unidas, 2009; Banerjee y Duflo, 2011). Sin embargo, parece ser que, a pesar de los esfuerzos realizados, los resultados no han sido muy alentadores. Las últimas estimaciones del Banco Mundial establecen que, el 12.7% de la población mundial vivía con menos de US\$1.9 al día en 2011 (Banco Mundial, 2011). Esto significa que 896 millones de personas en el mundo tienen un ingreso inferior a US\$2 al día.

A partir de la década de los noventa, las microfinanzas se han considerado una de las herramientas más importantes y efectivas para combatir la pobreza (Bateman, 2011; Kasali, Ahmad y Ean, 2015). Existe un gran número de programas de microfinanzas alrededor del mundo, la mayoría de los cuales son dirigidos por Instituciones de Microfinanzas (IMFs) que tiene como objetivo erradicar la pobreza. Sin embargo, no existe un consenso en cuanto a los resultados de estos programas. Por un lado, numerosos estudios encuentran un impacto positivo en la reducción de la pobreza (Pitt y Khandker, 1998; MckNelly y Dunford, 1999; Chowdhury, Ghosh y Wright, 2002; Khandker, 2005; Karlan y Zinman, 2009; Berhane y Gardebroke, 2010; Imai, Arun y Anim, 2010; Nawaz, 2010; Imai y Azam, 2012; Ghalib, Malki e Imai, 2015). Por otro lado, existen estudios que encuentran un impacto nulo o incluso negativo para el mismo objetivo (Morduch, 1998; Crepón, Devoto, Duflo y Pariente, 2014; Banerjee, Duflo, Glennerster y Kinnan, 2015; Attanasio, Augsburg, De Haas, Fitzsimons y Harmgart, 2015; Tarozzi, Desai y Johnson, 2015).

En México, erradicar la pobreza es uno de los retos más grandes que hay. De acuerdo con las últimas cifras de El CONEVAL, el 46,2% de la población mexicana se encuentra en situación de pobreza, esto significa que 55.3 millones de mexicanos son considerados pobres (CONEVAL, 2015). El problema se agrava aún más si evaluamos la situación de aquellos hogares que viven en zonas rurales. Para 2014, el 61.1% de la población que vivía en zonas rurales se encontraba en situación de pobreza, en contraste con el 41.7% para la población que vivía en zonas urbanas

(CONEVAL, 2015). Para intentar solucionar el problema, se han implementado programas sociales que buscan, mediante el acceso a distintos tipos de crédito, que los hogares pobres logren escapar del círculo de la pobreza. Sin embargo, son muy pocos los estudios que se han hecho con el objetivo de evaluar el impacto que tiene el acceso al crédito en la reducción de la pobreza (Esquivel, 2010; Biosca, Lenton y Mosley, 2011; Cuasquer y Maldonado, 2011) y menos aún son los que implementan metodologías formales que permitan obtener estimaciones insesgadas de dicho impacto (Angelucci, Karlan y Zinman, 2015).

Tomando lo anterior en consideración, la presente investigación tiene dos objetivos fundamentales. El primero es evaluar el impacto que tiene el acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales de México, desde una perspectiva multidimensional. El segundo objetivo consiste en evaluar el impacto del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales, diferenciando entre créditos de tipo formal y créditos de tipo informal, con la finalidad de identificar los efectos diferenciales que tienen ambos tipos de crédito al considerarlos de manera conjunta. Para alcanzar este segundo objetivo se emplean técnicas multitratamiento, cuyo desarrollo metodológico ha sido ampliamente utilizado en ciencias como la medicina o la biología, pero realmente escaso en la economía. Más aun, dentro de la literatura revisada, no se encontró ningún estudio que utilice un análisis multitratamiento para estudiar los efectos de las microfinanzas en la pobreza. Habiendo identificado este hueco en la literatura, esta investigación pretende contribuir a llenarlo y al mismo tiempo incentivar nuevas investigaciones que hagan uso de este tipo de análisis.

Encontrar una fuente de información que permita llevar a cabo dichos objetivos no es una tarea sencilla. En México, son pocas las encuestas que recaban información de acceso a crédito y mucho menos las que permiten obtener resultados con representatividad nacional. En este trabajo se utilizó una de las fuentes de información más recientes y que permite solucionar estos problemas, la Encuesta CONEVAL a Hogares Rurales de México 2013 (EnChor 2013, de aquí en adelante). Esta encuesta fue diseñada para evaluar la Cruzada Nacional Contra el Hambre y contiene información de las características sociodemográficas; de actividades productivas; acceso y participación en los sistemas financieros formales e informales; y acceso a la alimentación para 2,530 hogares rurales, la mitad de los cuales pertenecen a localidades Cruzada y la otra mitad a localidades No Cruzada.

Como se mencionó arriba, la pobreza es un fenómeno bastante complejo, lo que implica un reto para desarrollar medidas adecuadas que permitan cuantificarla. A través de los años se ha evolucionado en la forma en la que se mide la pobreza, pasando desde un enfoque unidimensional (Sen, 1976; Foster, Greer y Thorbecke, 1984) hasta uno multidimensional (Alkire y Foster, 2009), como se concibe la pobreza actualmente. En el caso de México, fue en 2009 cuando se decidió adoptar una metodología multidimensional de medición de la pobreza (CONEVAL, 2015). La idea básica consiste en identificar distintas dimensiones sobre las cuales es posible hacer una medición comprensiva de la pobreza. Una vez que se tiene un indicador de pobreza para cada dimensión, el siguiente paso consiste en agregarlas de tal forma que podamos obtener una única medición multidimensional. En México, el encargado de implementar esta metodología y por lo tanto de generar las estimaciones de pobreza multidimensional en México es el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL, de aquí en adelante).

Además de la introducción, el presente trabajo está organizado en cuatro capítulos. En el capítulo 1 se presenta una revisión de la literatura de los dos enfoques (unidimensional y multidimensional) que se utilizan para medir la pobreza, de igual forma, se realiza una revisión de la literatura de los distintos estudios que analizan la relación entre microfinanzas y pobreza. El siguiente capítulo describe de manera detallada los datos utilizados, así como las estadísticas descriptivas. En el capítulo 3 se describe la metodología utilizada para estimar el impacto del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales. En el capítulo 4 se presentan los resultados más importantes para las distintas variables dependientes. Finalmente, se presentan las conclusiones y recomendaciones de política.

Capítulo 1. Revisión de la literatura

1.1. Una revisión a las diferentes formas de medir la pobreza

En 1976, en su trabajo “*Poverty: An ordinal approach to measurement*”, Amartya Sen establece la existencia de dos problemas fundamentales al tratar de medir la pobreza: (i) el de identificación de la población que se encuentra en situación de pobreza, y (ii) el de agregación o medición de la pobreza.

El primer problema se refiere a la definición de una línea de pobreza: un umbral crítico de ingreso, consumo, o de manera más general, el acceso a bienes y servicios por debajo del cual los individuos son considerados pobres (Ray, 1998). Por lo tanto, la línea de pobreza representa el nivel mínimo aceptable de participación económica en una sociedad. Existen muchas formas distintas de crear una línea de pobreza, algunas toman en cuenta únicamente el ingreso, mientras que otras se basan en los niveles mínimos de nutrición que requiere un individuo.

De acuerdo con Sen (1976), la forma más común de solucionar el segundo problema consiste simplemente en contar el número de pobres y dividir esa cifra entre el total de la población para poder identificar qué porcentaje representan del total de personas. Esta razón se conoce como el *head-count ratio*, H . Como no se imponen restricciones importantes sobre los datos necesarios para hacer el cálculo, esta es una de las medidas más utilizadas, sin embargo, es insensible a la distribución del ingreso entre los pobres. Esto es, una transferencia pura de ingreso del individuo más pobre a cualquier otro que esté por encima en la distribución del ingreso puede tener uno de dos efectos sobre H , ya sea que no cambia o que disminuye. Por lo tanto, esta medida de pobreza viola los dos siguientes axiomas:

AXIOMA DE MONOTONICIDAD: *Permaneciendo todo lo demás constante, una reducción en el ingreso de un individuo que se encuentre por debajo de la línea de pobreza debe incrementar el valor de la medida de pobreza.*

AXIOMA DE TRANSFERENCIAS: *Permaneciendo todo lo demás constante, una transferencia pura de ingreso de un individuo que se encuentre por debajo de la línea de pobreza a cualquier otro más rico debe incrementar el valor de la medida de pobreza.*¹

En palabras más simples, si utilizamos H como medida de pobreza obtendríamos resultados sesgados y, por lo tanto, las políticas que se utilicen para erradicar la pobreza y que estén basadas en esta medida, favorecerían a aquellos individuos cuyo nivel de ingresos se encuentra cerca de la línea de pobreza.

Denotemos con y_i el ingreso del individuo i , con z el valor de la línea de pobreza, con n el número total de personas en la población y con m el ingreso promedio de la economía. Entonces, el *head-count* q se define como el número de individuos tales que $y_i \leq z$. Por lo tanto, el *head-count ratio* puede expresarse de la siguiente manera:

$$H = \frac{q}{n}$$

Una forma de solucionar, al menos parcialmente, los problemas del *head-count ratio*, y de alguna manera tomar en cuenta la severidad de la pobreza, es utilizar la razón de brecha de pobreza o *poverty gap ratio*. Esta medida se define como el ingreso promedio necesario para llevar por encima de la línea de pobreza a todos aquellos individuos que se encuentran por debajo de la misma, dividido entre el ingreso medio de la sociedad. Consideremos que, para cada individuo i , la brecha de pobreza es la diferencia entre la línea de pobreza y su nivel de ingreso, esto es:

$$g_i = z - y_i$$

Entonces, el *poverty gap ratio* está dado por la siguiente expresión:

$$PGR = \frac{\sum_{y_i < z} (z - y_i)}{nm}$$

Sin embargo, el *PGR* tiene un inconveniente. Al dividir por el ingreso promedio de toda la población podemos obtener una medida engañosa de la pobreza para sociedades muy desiguales y con un gran número de pobres. Para solucionar este problema, en lugar de dividir la suma de las brechas de pobreza entre el ingreso promedio de la sociedad, se divide entre el ingreso promedio

¹ La prueba del Axioma de Monotonidad y el Axioma de Transferencias pueden consultarse en Sen, A. (1976). Poverty: An Ordinal Approach to Measurement. *Econometrica*, 44(2), 219-231.

total que se necesita para que todas las personas pobres tengan un ingreso igual a la línea de pobreza. Esta medida se conoce como el *income gap ratio* (IGR) y se expresa de la siguiente forma:

$$IGR = \frac{\sum_{y_i < z} (z - y_i)}{zq}$$

Hasta este punto, se han revisado algunas de las medidas de pobreza que pueden ayudarnos a tener una idea de la situación que enfrentan los pobres en determinada sociedad. Sin embargo, todas ellas violan alguno de los dos axiomas propuestos por Sen. Ante esta problemática, en 1984, los economistas James Foster, Joel Greer y Erik Thorbecke desarrollaron una medida de pobreza capaz de satisfacer estos axiomas y que permitiera analizar la pobreza en determinados subgrupos definidos a través de diferencias geográficas, étnicas, entre otras.

Comencemos por definir a $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ como el vector de ingresos de los hogares, ordenados en forma creciente. Consideremos nuevamente a z como la línea de pobreza, supongamos ahora que $g_i = z - y_i$ es la brecha de pobreza del hogar i , que q es el número de hogares pobres y n el número total de hogares en la sociedad. Entonces, la medida de pobreza propuesta por Foster, Greer y Thorbecke, conocida comúnmente como Índice FGT, puede definirse de la siguiente manera:

$$FGT = \frac{1}{nz^2} \sum_{i=1}^q (g_i)^2$$

Esta medida satisface los dos axiomas básicos propuestos por Sen. Sin embargo, tiene un inconveniente, una transferencia de ingreso tiene el mismo efecto sobre este índice para valores bajos o altos de ingresos. Al respecto, Kakwani propone un axioma que hace hincapié en las transferencias entre los individuos más pobres.

AXIOMA DE SENSIBILIDAD EN LAS TRANSFERENCIAS: *Si una transferencia de ingreso $t > 0$ se realiza de un hogar pobre con un ingreso y_i a un hogar pobre con un ingreso $y_i + d$ ($d > 0$), entonces la magnitud con que incrementa la pobreza debe disminuir para valores más grandes de y_i (Kakwani, 1980).²*

² La prueba del Axioma de Sensibilidad en las Transferencias puede consultarse en Kakwani, N. (1980). On a Class of Poverty Measures. *Econometrica*, 48(2), 437-446.

Es claro que el Índice FGT no satisface este axioma, sin embargo, se puede generalizar a una familia de medidas de pobreza que sí lo satisfacen. Para cada $\alpha \geq 0$, definimos P_α de la siguiente manera:

$$P_\alpha = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left(\frac{g_i}{z} \right)^\alpha$$

Esta familia engloba algunas de las otras medidas que hemos visto hasta ahora. Por ejemplo, P_0 es el *head-count ratio*, H , mientras que si fijamos $\alpha = 2$, obtenemos el índice FGT. El parámetro α puede interpretarse como una medida de aversión a la pobreza (Foster *et al.*, 1984). Un α más grande da un peso mayor a los individuos que son más pobres. Todas las propiedades de esta familia se resumen en la siguiente proposición.

PROPOSICIÓN 1: *La medida de pobreza P_α satisface el Axioma de Monotonidad para $\alpha > 0$, el Axioma de Transferencias para $\alpha > 1$, y el Axioma de Sensibilidad en las Transferencias para $\alpha > 2$ (Foster *et al.*, 1984).³*

Durante muchos años, el problema de identificación establecido por Sen se ha tratado de solucionar desde una perspectiva unidimensional, sin embargo, en los últimos años, se ha explorado la posibilidad de resolver este problema desde un enfoque multidimensional. De acuerdo con esta perspectiva, la pobreza consiste en la interrelación de varias dimensiones.

Durante la Cumbre del Milenio se presentó por primera vez en un foro internacional la idea de la multidimensionalidad de la pobreza⁴. A partir de ese momento, el interés en la medición y análisis de la pobreza basándose en este enfoque ha crecido rápidamente. En la actualidad, no sólo los

³ La prueba de la Proposición 1 puede consultarse en Foster *et al.* (1984). A Class of Decomposable Poverty Measures. *Econometrica*, 53(3), 761-766.

⁴ La Cumbre del Milenio se llevó a cabo en la sede de las Naciones Unidas en Nueva York el 6 de septiembre del 2000. En ella se establecieron los “Objetivos de desarrollo del milenio”, los cuales son:

1. Erradicar la pobreza extrema y el hambre.
2. Lograr la enseñanza primaria universal.
3. Promover la igualdad entre los sexos y el empoderamiento de la mujer.
4. Reducir la mortalidad de los niños menores de 5 años.
5. Mejorar la salud materna.
6. Combatir el VIH/SIDA, la malaria y otras enfermedades.
7. Garantizar la sostenibilidad del medio ambiente.
8. Fomentar una alianza mundial para el desarrollo.

economistas se interesan en el tema, sino también activistas, líderes políticos, empresarios e incluso asambleas internacionales.

Una de las metodologías más utilizadas alrededor del mundo para realizar un análisis multidimensional de la pobreza es la de Alkire y Foster (AF), que consiste en una extensión multidimensional del enfoque Foster-Greer-Thorbecke (FGT). Muchos países en vías de desarrollo, incluido México, utilizan esta metodología para realizar estimaciones de pobreza (Alkire, Foster, Seth, Santos, Roche y Ballon, 2015a).

Comenzamos por definir a n como el número de personas en una sociedad, de tal forma que $n \in \mathbb{N}$. A menos que se especifique lo contrario, n se refiere al total de la población y no a una muestra de la misma. Asumamos que vamos a medir la pobreza utilizando d dimensiones distintas, tal que $d \in \mathbb{N}$. Estas dimensiones pueden ser ingreso, nivel de educación, estado de salud, ocupación, entre otras (Alkire, Foster, Seth, Santos, Roche y Ballon, 2015b). A cada dimensión se le asigna un peso basado en la importancia relativa o prioridad que se quiera dar a esa dimensión. Estos pesos se denotan como w_j , tal que $w_j > 0 \forall j = 1, \dots, d$. Los pesos de cada una de las d dimensiones se representan en el vector $w = (w_1, \dots, w_d)$. Por conveniencia, restringimos la suma de los pesos igual al número de dimensiones, esto es: $\sum_j w_j = d$.

Vamos a referirnos al desempeño de una persona en cualquiera de las dimensiones como un logro, y además asumimos que los logros pueden ser representados por un valor real no negativo. A diferencia del caso unidimensional, en el contexto multidimensional los logros se consideran no combinables en una sola variable global.

Denotamos los logros de la persona i en la dimensión j como $x_{ij} \in \mathbb{R}_+ \forall i = 1, \dots, n$ y $j = 1, \dots, d$. Ahora bien, definimos la matriz de logros \mathbf{X} de la persona i en una sociedad de la siguiente manera:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & \cdots & x_{nd} \end{bmatrix}_{n \times d}$$

Los logros de la persona i en las d dimensiones, es decir, el renglón i de la matriz \mathbf{X} , se representa por el vector d -dimensional $x_i \forall i = 1, \dots, n$. Por otro lado, los logros de las n personas en la dimensión j , es decir, la columna j de la matriz \mathbf{X} , se representa por el vector n -dimensional $x_{*j} \forall j = 1, \dots, d$.

Para podernos permitir comparaciones entre distintas sociedades, asumimos que d es fijo y que n varía. Retomando a Sen (1976), primero debemos resolver el problema de identificación. Para ello, de forma análoga al caso unidimensional, definimos como z_j el umbral de pobreza en la dimensión d , y asumimos además que estos valores son positivos, esto es $z_j \in \mathbb{R}_{++}^d$. Estos valores se recolectan en un vector d -dimensional $z = (z_1, \dots, z_d)$. Por último, se define una función de identificación de la siguiente forma: $\rho(x_i, z) = 1$ identifica a la persona i como pobre si $x_i < z$, y $\rho(x_i, z) = 0$ identifica a la persona i como no pobre si $x_i \geq z$.

La mayoría de las metodologías que se utilizan para medir la pobreza multidimensional, incluyendo el enfoque AF, consideran conveniente expresar los datos en términos de privaciones en lugar de logros. A partir de la matriz de logros \mathbf{X} y del vector z , es posible obtener la matriz de privaciones g^0 . Cada elemento $g_{ij}^0 = 1$ siempre que $x_{ij} < z_j$ y $g_{ij}^0 = 0$ en cualquier otro caso, $\forall j = 1, \dots, d$ y $\forall i = 1, \dots, n$.

Existen dos criterios para identificar a las personas pobres. El criterio de “unión” y el criterio de “intersección”. El primero identifica a una persona como pobre si la persona se considera privada en cualquiera de las d dimensiones. Por su parte el criterio de intersección identifica a una persona como pobre si la persona está privada en todas las dimensiones.

El problema de agregación consiste en seleccionar un índice de pobreza. Un índice de pobreza es una función que convierte la información contenida en \mathbf{X} y el vector z en un número real (Alkire, *et al*, 2015b). Denotamos este índice de pobreza como $P(\mathbf{X}; z)$. Juntos, el método de identificación y el de agregación constituyen lo que se conoce como una metodología multidimensional de la pobreza, que puede denotarse como $\mathcal{M} = (\rho, P)$.

1.2. Pobreza y microfinanzas: el estado del debate

El Banco Grameen de Bangladesh es quizás el ejemplo más conocido entre los programas de microfinanzas alrededor del mundo. Fundado en 1976 por el premio nobel de la paz Muhammad Yunus, el Banco Grameen inició otorgando pequeños préstamos a personas que vivían en situación de pobreza extrema, ofreciéndoles la oportunidad de volverse emprendedores y aumentar sus ingresos lo suficiente como para liberarse del círculo de la pobreza (Chowdhury *et al.*, 2002). Poco

tiempo después de que se fundara el banco Grameen, las microfinanzas se transformaron en una de las herramientas más populares para intentar erradicar la pobreza. Sin embargo, 20 años después del llamado *boom* de las microfinanzas, aún existe controversia acerca del impacto que pueden tener en la reducción de la pobreza (Littlefield, Morduch y Hashemi, 2003).

Dentro de la literatura que estudia la relación entre pobreza y microfinanzas es posible identificar dos grandes bloques, el primero conformado por todos aquellos estudios que encuentran un efecto positivo de las microfinanzas en la reducción de la pobreza, y el segundo conformado por estudios que no encuentran efecto alguno o incluso encuentran un efecto negativo.

Uno de los estudios pioneros en el tema de microfinanzas y pobreza, y que forma parte del primer bloque, es el que realizaron Pitt y Khandker en 1998. En su trabajo, los autores estiman el impacto que tiene la participación, por género, en tres de las más grandes instituciones de microfinanzas en Bangladesh (Banco Grameen, Bangladesh Rural Advancement Committee y Bangladesh Rural Development Board) y encuentran un efecto positivo en el gasto del hogar, activos en posesión de la mujer distintos a tierra, oferta de trabajo y asistencia escolar de niños y niñas. También para Bangladesh, estudios como el de Chowdhury *et al.* (2002), Khandker (2005) y Rudd (2011) encuentran que las microfinanzas tienen un impacto positivo en la reducción de la pobreza. En el primer caso, los autores prestan particular atención al tiempo que los participantes del programa han tenido acceso a los microcréditos y encuentran que la efectividad de los microcréditos como una verdadera herramienta para reducir la pobreza no depende de sus impactos en el corto plazo. En el segundo caso, el autor encuentra tres resultados importantes, el primero es que, aquellos hogares que poseen menos tierra tienen una probabilidad más grande de solicitar un crédito respecto de los que poseen más tierra, el segundo tiene que ver con la educación de las mujeres, el autor encuentra que esta determina en gran parte la cantidad de crédito solicitado por el hogar, de hecho, un aumento de 1 año en la educación promedio de las mujeres reduce el monto de crédito solicitado en aproximadamente 1% y, finalmente, encuentra que el aumento en el gasto destinado al consumo derivado del crédito otorgado al hogar aumenta la probabilidad de que los hogares logren escapar del círculo de la pobreza. Por su parte, Rudd (2011) identifica los determinantes de la varianza que existe en el bienestar de los beneficiarios de microcréditos. La autora encuentra dos resultados fundamentales. En primer lugar, que el nivel de riqueza inicial predice de manera significativa la tasa de crecimiento del bienestar. En segundo lugar, que a pesar de que los

beneficiarios más pobres incrementan en promedio su posesión de tierras a una tasa de crecimiento mayor, existe una varianza más grande en los resultados asociados a bienestar para aquellos que inicialmente se encuentran en los niveles inferiores de riqueza. Tomando en cuenta estos dos resultados, concluye que el nivel inicial de riqueza es un determinante fundamental de la varianza en los resultados. Mientras más tierra y activos posea un beneficiario, es menos probable que su riqueza fluctúe de forma significativa. Por lo tanto, la primera generación de la teoría sobre microfinanzas se puede utilizar para predecir el fenómeno en sus primeros años, sin embargo, en años recientes es necesario utilizar modelos más sofisticados.

En Bolivia, MckNelly y Dunford (1999) analizan el desempeño del programa *CRECER (Crédito con Educación Rural)*. Los autores encuentran que los servicios de crédito y educación pueden aumentar los ingresos y ahorros, el conocimiento y las prácticas de salud/nutrición, y el empoderamiento de las mujeres. En un estudio similar en Ghana, los mismos autores analizan el impacto que tiene la participación en el programa *Credit with Education* en los hogares beneficiarios. Los resultados encontrados son muy similares al caso del programa *CRECER*, con impactos positivos en los ingresos y ahorros, en los conocimientos y prácticas de salud/nutrición, empoderamiento de las mujeres, así como mejoras en la seguridad alimentaria de los hogares.

Si bien estos resultados son bastante interesantes, es necesario ser cauteloso si se desea considerarlos como concluyentes, pues la mayoría de estos estudios no utilizan metodologías que ayuden a controlar el problema de sesgo por selección (el cual se abordará a detalle más adelante). Como resultado, se ha evolucionado hacia formas de evaluación más rigurosas, como por ejemplo métodos de matching o experimentos aleatorios controlados.

Uno de los estudios que utilizan este tipo de metodologías y que encuentran un efecto positivo en la reducción de la pobreza es el de Karlan y Zinman (2009). En su trabajo, los autores utilizan un experimento aleatorio para evaluar los impactos de un aumento en la línea de crédito en un grupo de microempresarios de Manila y, encuentran dos resultados cruciales. El primero es que, contrario a lo que se esperaba, los microempresarios del grupo de tratamiento redujeron el tamaño de sus negocios en relación a los del grupo de control y además incrementaron el acceso a créditos de tipo informal. El segundo es que, el aumento en la línea de crédito incrementó los beneficios de los negocios, pero únicamente en el caso de los microempresarios hombres. El uso que se le dio a este incremento fue principalmente para mandar a los niños a la escuela. Los autores concluyen

que es necesario tomar en cuenta la complejidad en los arreglos financieros que existen dentro de los hogares, y consideran necesario replantear la forma en que tradicionalmente operan los programas de microcréditos.

Berhane y Gardebroek (2010) analizan el impacto que han tenido las microfinanzas en la reducción de la pobreza en los hogares rurales en Etiopía. Los resultados encontrados indican un incremento en el consumo y una mejora en las condiciones de vida de los hogares beneficiarios. Los autores también analizan los efectos a largo plazo utilizando una variación del modelo original que toma en cuenta el número de veces que los hogares volvieron a ser beneficiarios. Al respecto, encuentran que existe un efecto acumulativo en las variables analizadas, lo cual implica que los impactos a corto plazo pueden estar subestimando el efecto de los microcréditos.

En la India, Imai *et al.* (2010) utilizan un modelo de “*efectos del tratamiento*” para solucionar los problemas de sesgo y analizar el impacto que tienen los créditos otorgados por las IMFs en la pobreza de los hogares. A pesar de algunas limitaciones importantes, como puede ser la imposibilidad de observar todos los determinantes del acceso a los créditos, los autores encuentran efectos positivos significativos en los indicadores de bienestar analizados. Para verificar la significancia de los efectos del tratamiento obtenidos con el modelo, los autores utilizan Propensity Score Matching (PSM) como prueba de robustez. En Bangladesh, Imai y Azam (2012) estiman el impacto que tienen los créditos otorgados por las IMFs en el ingreso, consumo de alimentos y el *Body Mass Index* para las mujeres. En términos generales, los autores encuentran impactos positivos en el ingreso y el consumo de alimentos. Por su parte, Ghalib *et al.*, (2015) evalúan si el acceso a las microfinanzas tiene algún efecto en la reducción de la pobreza en los hogares de Pakistán. Para controlar los problemas de sesgo, los autores utilizan Propensity Score Matching (PSM), y encuentran que, los programas de microfinanzas tienen un impacto positivo en el gasto en salud, el ingreso y en algunas características de las viviendas como, por ejemplo, la fuente de suministro de agua o el material con el que están contruidos el techo y las paredes.

El segundo gran bloque de estudios que tratan el tema de microfinanzas y pobreza está integrado por todos aquellos estudios que encuentran un impacto nulo o negativo de las microfinanzas en la reducción de la pobreza. El primero de ellos fue el de Morduch (1998), quien haciendo uso de la misma encuesta que utilizan Pitt y Khandker (1998) encuentra resultados completamente

contradictorios. Quizás los más importantes son que, el acceso a las microfinanzas no ocasiona un aumento significativo en el consumo per cápita ni en el nivel de educación de los hijos o hijas.

En los últimos cuatro años, uno de los laboratorios de pobreza más connotados en el mundo, el Abdul Latif Jameel Poverty Action Lab, ha publicado una serie de artículos que analizan el impacto de las microfinanzas en la pobreza a través de experimentos aleatorios controlados. El primero de ellos, (Crepón *et al.*, 2014), evalúa uno de los programas de microcréditos de Al Amana, la institución de microfinanzas más grande de Marruecos. Los autores encuentran que, para aquellos hogares que tienen una probabilidad más grande de recibir un crédito basándose en características ex-ante, tener acceso a algún crédito incrementa la inversión en activos y los beneficios de sus negocios. Sin embargo, este incremento en los beneficios es contrarrestado por una reducción en los ingresos por trabajo casual, de tal forma que, en conjunto, no existe ninguna ganancia en el consumo o ingreso de los hogares. Por su parte, Banerjee *et al.* (2015) evalúan los impactos de un programa grupal de microcréditos en la ciudad de Hyderabad, en la India. Los autores encuentran que, si bien, la inversión y los beneficios en los pequeños negocios aumentó, el consumo no incrementó de manera significativa. De igual forma, no encuentran evidencia de cambios significativos en salud, educación o en el empoderamiento de las mujeres. Dos años después, cuando los hogares pertenecientes a las áreas de control tuvieron acceso a los microcréditos, y los hogares tratados habían recibido préstamos durante más tiempo y en cantidades más grandes, las diferencias entre ambos grupos continuaron siendo poco significativas. En Mongolia, Attanasio *et al.* (2015) analizan el efecto que tiene otorgar microcréditos grupales e individuales a mujeres. Para el primer tipo de microcréditos, los autores identifican un impacto positivo en el emprendimiento de las mujeres, así como en el consumo total y de alimentos dentro del hogar, sin embargo, no encuentran ningún efecto en el total de horas trabajadas ni en el ingreso del hogar. En el caso de los microcréditos individuales, los autores no encuentran impactos significativos en la reducción de la pobreza para ninguna de las variables analizadas. Tarozzi *et al.* (2015) evalúan los impactos de un incremento en el acceso a microcréditos en Etiopía. A diferencia del estudio realizado por Banerjee *et al.*, en este trabajo existió poca presencia de otras instituciones de microfinanzas antes y durante la realización del experimento, por lo que los resultados pueden interpretarse como impactos de “primera generación”. Los autores concluyen que, a pesar del enorme incremento en el número de microcréditos otorgados en las áreas de tratadas, no existe un

impacto positivo en el ingreso por actividades agrícolas, crianza de animales, autoempleo no agrícola, oferta de trabajo, escolaridad y empoderamiento de la mujer.

Mención especial merece el estudio realizado por Angelucci *et al.* (2015). Los autores utilizan un experimento aleatorio para estimar los impactos a nivel comunidad de una expansión en los créditos grupales otorgados por la institución microfinancieras más grande de México, Compartamos Banco. La aleatorización se llevó a cabo en la zona norcentral de Sonora, un área donde no se habían otorgado créditos previamente, y se estimó el efecto promedio para 37 variables abarcando 6 familias de resultados: micro emprendimiento (7 variables), ingreso (4 variables), oferta de trabajo (3 variables), consumo (8 variables), estatus social (7 variables), y bienestar subjetivo (8 variables). Los autores encuentran evidencia de un incremento tanto en los ingresos como en los gastos de los negocios de los hogares tratados, sin embargo, no encuentran ningún efecto en los beneficios. El efecto del tratamiento estimado en la mayoría de las variables relacionadas con el gasto de los hogares no resultó estadísticamente significativo, aunque sí encuentran evidencia de una disminución en el gasto de activos y bienes de lujo. La magnitud del efecto, incluso para aquellas variables significativas, resultó ser bastante pequeña. En conclusión, el impacto estimado para la mayoría de las variables analizadas no puede considerarse como transformativo, es decir, que impacte positivamente en las condiciones de vida de los hogares tratados.

Capítulo 2. Datos y estadística descriptiva

Los datos utilizados para realizar el presente trabajo se tomaron de la EnChor 2013. La EnChor 2013 fue diseñada con el objetivo de evaluar el desempeño de la Cruzada Nacional Contra el Hambre (Cruzada, de aquí en adelante). El periodo de levantamiento de la encuesta fue de noviembre de 2012 a octubre de 2013. La EnChor 2013 reúne información a nivel localidad y a nivel hogar. El tamaño de la muestra es de 2,530 hogares, de los cuales se eliminaron un total de 13 hogares que no contaban con la información necesaria para estimar los efectos del acceso al crédito. De los 2,517 hogares restantes, 2,291 reportaron no haber tenido acceso a ningún tipo de crédito durante el periodo de referencia, mientras que 226 reportaron sí haber tenido acceso a

crédito. El número total de localidades encuestadas fue de 125, de las cuales 62 pertenecen al conjunto de localidades Cruzada y 63 al conjunto de localidades No Cruzada.

La información de la EnChor 2013 se recabó mediante dos tipos de cuestionarios: el Cuestionario a Localidades y el Cuestionario a Hogares. Mediante el Cuestionario a Hogares, el cual fue respondido por el jefe del hogar, se obtuvo la información sobre las características socioeconómicas de los miembros de los hogares rurales; sus actividades productivas; su acceso y participación en los sistemas financieros formales e informales; y su acceso a la alimentación. De esta forma, la EnChor 2013 permite captar información a nivel hogar, de los miembros del hogar y de cada una de sus actividades productivas.

El diseño y selección de la muestra permite obtener resultados representativos a nivel nacional, para el conjunto de los 400 municipios de la Cruzada y para el conjunto de los municipios restantes del país. El diseño de la encuesta supone que el universo está conformado por localidades con 500 y hasta 2,499 habitantes. Para lograr lo anterior, se construyó el marco muestral nacional de localidades que cumplieran con esta característica y se definieron dos estratos. El estrato E1 formado por los 400 municipios de la Cruzada 2013 con al menos una localidad con 500 y hasta 2,499 habitantes, y el estrato E2 formado por los municipios restantes del país con al menos una localidad con 500 y hasta 2,499 habitantes.

La selección de hogares, al interior de cada estrato, se realizó en tres etapas. En la primera etapa, se seleccionaron 32 municipios con una probabilidad proporcional al tamaño (PPT) con reemplazo en donde la variable de tamaño considerada fue el número de viviendas en localidades de 500 a 2,499 habitantes que conforman cada municipio. En esta primera etapa la unidad de muestreo fueron los municipios con localidades de 500 a 2,499 habitantes. En la segunda etapa, se seleccionaron 2 localidades por municipio vía PPT con reemplazo en donde la variable de tamaño fue el número de viviendas de cada localidad. En esta segunda etapa la unidad de muestreo fueron las localidades de 500 a 2,499 habitantes. Para la primera y segunda etapa, el marco muestral utilizado fue el Censo de Población y Vivienda 2010. Finalmente, en la tercera etapa, al interior de cada localidad se seleccionaron vía muestreo aleatorio simple sin reemplazo 20 viviendas. En este caso, la unidad de muestreo fueron las viviendas, por lo que si en la vivienda hay más de un hogar se seleccionó aleatoriamente un hogar dentro de la vivienda.

2.1. La elección de las dimensiones de pobreza

Uno de los ejes principales de esta investigación es considerar la pobreza desde una perspectiva multidimensional. De acuerdo con El CONEVAL, la pobreza, desde una perspectiva multidimensional, puede entenderse como una serie de carencias definidas en múltiples dominios (CONEVAL, 2009). En México, los ordenamientos de la Ley General de Desarrollo Social permiten identificar dos grandes enfoques que analizan el carácter multidimensional de la pobreza: el enfoque del bienestar y el enfoque de derechos. Para abordar el problema de la pobreza multidimensional desde el enfoque del bienestar, se considera fundamental la disponibilidad de recursos económicos por parte de los individuos. Para aproximar esta disponibilidad de recursos económicos, las dos mejores opciones son utilizar el ingreso o gasto del hogar. Por su parte, el enfoque de derechos se basa en la premisa de que toda persona debe contar con una serie de garantías indispensables para la dignidad humana (CONEVAL, 2009). Desde esta perspectiva, la pobreza no es sólo la negación de un derecho en particular o una categoría de derechos sino de los derechos humanos en su totalidad.

Después de analizar los datos y tomando en consideración la metodología del CONEVAL, se determinó que era factible la creación de cuatro dimensiones en el espacio de los derechos: calidad y espacios de la vivienda, acceso a los servicios básicos en la vivienda, acceso a la alimentación y rezago educativo, mientras que en el espacio del bienestar se determinó utilizar la variable gasto.

Para la dimensión calidad y espacios de la vivienda, un hogar se consideró vulnerable si presentaba alguna de las siguientes características:

- El material del techo de la vivienda era de cartón, piedra y lodo o zocuarta y tierra.
- El material de los muros de la vivienda era de madera y/o lámina, palma u otros materiales perecederos, hoja de yeso o no tiene paredes.
- La razón de personas por cuarto (hacinamiento) era mayor que 2.5.

En el caso de la dimensión acceso a los servicios básicos de la vivienda, los criterios para considerar a un hogar vulnerable fueron los siguientes:

- No tiene acceso a agua entubada.
- No cuenta con servicios de drenaje.

- No dispone de energía eléctrica.
- El combustible que se usa para cocinar es leña o carbón.

Para la dimensión acceso a la alimentación se empleó la misma escala de seguridad alimentaria que la del CONEVAL. En esta escala se pueden identificar cuatro posibles niveles de inseguridad alimentaria: inseguridad alimentaria severa, inseguridad alimentaria moderada, inseguridad alimentaria leve y seguridad alimentaria. Tomando esto en consideración, un hogar se consideró vulnerable en esta dimensión si presentaba un grado de inseguridad alimentaria moderada o severa.

En el caso de la dimensión rezago educativo, puesto que nuestra unidad de análisis es el hogar, se determinó que un hogar se encuentra en situación de carencia por rezago educativo si al menos uno de sus integrantes, sin considerar al jefe del hogar, se encuentra en situación de carencia por rezago educativo, basándose en los criterios utilizados por El CONEVAL⁵. La decisión de no incluir al jefe del hogar tiene que ver con el hecho de que, en casi el 70% de los hogares de la muestra el jefe del hogar no tiene terminado el nivel de educación secundaria, lo cual, ocasionaría que el número de hogares en situación de carencia por rezago educativo aumentara considerablemente, alejándose demasiado de las estimaciones oficiales de pobreza multidimensional rural del CONEVAL.

Por último, para determinar si un hogar es pobre por ingresos se utilizó el gasto total per cápita del hogar como una aproximación del ingreso. Al respecto, la literatura señala que el gasto es una variable que generalmente se subestima menos que el ingreso, principalmente porque los hogares tienen una tendencia a no revelar su verdadero nivel de ingresos. Se identificaron todas las fuentes de gasto de los hogares (bienes duraderos, compras anuales, gasto en salud, mandado, servicios, gasto en educación, otros gastos y gasto total) y se calculó el gasto total per cápita para cada hogar. Por lo tanto, un hogar se consideró pobre por ingresos si el gasto total per cápita era inferior a la línea de bienestar mínimo rural. Para verificar que los resultados eran correctos, el gasto calculado

⁵ El Instituto Nacional para la Evaluación de la Educación (INEE) propuso al CONEVAL la Norma de Escolaridad Obligatoria del Estado Mexicano (NEOEM), conforme a la cual se considera con carencia por rezago educativo a la población que cumpla con alguno de los siguientes criterios:

- Tiene de trece a quince años, no cuenta con la educación básica obligatoria y no asiste a un centro de educación formal.
- Nació antes de 1982 y no cuenta con el nivel de educación obligatoria vigente en el momento en que debía haberla cursado (primaria completa).
- Nació a partir de 1982 y no cuenta con el nivel de educación obligatoria (secundaria completa).

en cada rubro se comparó con el reportado en el informe “*Estudio sobre la caracterización de los productores rurales en México en el marco de la Cruzada contra el Hambre 2013*” elaborado por investigadores de El Colegio de México.

En el cuadro 1 se muestran las dimensiones consideradas, y se resumen los criterios utilizados para la identificación de los hogares en situación de pobreza en cada una.

Cuadro 1.
Dimensiones consideradas y criterios utilizados para la identificación de los hogares vulnerables

Calidad y espacios de la vivienda¹	Acceso a los servicios básicos de la vivienda¹	Acceso a la alimentación	Rezago educativo	Pobreza por ingresos²
Material utilizado en la construcción de los techos	No cuenta con agua entubada	Presentar un grado de inseguridad alimentaria moderado o severo	Al menos uno de los integrantes del hogar se encuentra en situación de carencia por rezago educativo (excluyendo al jefe del hogar)	Tener un gasto total per cápita inferior a la línea de bienestar mínimo
Material utilizado en la construcción de los muros	No cuenta con servicio de drenaje			
Hacinamiento mayor a 2.5	No dispone de energía eléctrica Utiliza leña o carbón para cocinar			

Fuente: Elaboración propia.

1/ En las dimensiones calidad y espacios de la vivienda y acceso a los servicios básicos de la vivienda, un hogar se considera vulnerable si presenta, al menos uno, de los criterios de identificación utilizados.

2/ Para identificar a los hogares pobres por ingresos se utilizó la línea de bienestar mínimo rural, que para el periodo noviembre de 2012 a octubre de 2013 fue de \$18,517.5.

2.2. Estadísticas descriptivas y variables explicativas

Como se mencionó al principio de este capítulo, la EnChor 2013 reúne información de 125 localidades, de las cuales se tomó una muestra de 2,517 hogares. El 8.98% de los hogares

reportaron haber tenido acceso a algún tipo de crédito durante el periodo de referencia de la encuesta. Del total de créditos otorgados, se identificaron 20 diferentes tipos, dentro de los cuales los que se otorgaron con mayor frecuencia fueron créditos de bancos privados, que representan el 33.33%, amigos, parientes o vecinos, 19.26%, instituciones de gobierno, 10.37%, cooperativas de ahorro y préstamo, 8.89% y prestamistas informales un 6.30%.

De igual forma, es posible agrupar los créditos, dada la información contenida en la EnChor 2013, en dos grandes divisiones, créditos otorgados por un prestamista de tipo formal, y créditos otorgados por un prestamista de tipo informal. Tomando esto en consideración, el número de créditos otorgados por un prestamista de tipo formal representa el 72.12%, un total de 163 créditos, mientras que el número de créditos otorgados por un prestamista de tipo informal representan el restante 27.88%, es decir un total de 63 créditos. Esta distinción entre créditos formales e informales permite contrastar el impacto que tiene el acceso al crédito en aquellos hogares a los que se les otorgó un crédito formal y el impacto en los hogares a los que se les otorgó un crédito de tipo informal.

El uso que le dieron los hogares a los créditos, sin distinguir entre formales e informales, fue principalmente para la compra, construcción o mejoramiento de la vivienda, aproximadamente el 25% de los créditos otorgados se utilizaron con este fin. El segundo uso más frecuente fue para financiar actividades agropecuarias, aproximadamente el 19% de los créditos otorgados se utilizó con este objetivo. En tercer lugar, casi el 16% de los créditos se utilizaron para la compra o reparación de maquinaria, autos, o la construcción de un local para el negocio. Salud y educación, con 13% y 9%, respectivamente, fueron los otros dos usos más frecuentes para los que se utilizaron los créditos otorgados a los hogares. La composición cambia si se toma en consideración el tipo de crédito. El uso que le dieron los hogares a los créditos de tipo informal fue principalmente para cuestiones relacionadas con salud, financiamiento de actividades agropecuarias y compra o mejoramiento de la vivienda, en ese orden. Por su parte, los créditos de instituciones formales se utilizaron principalmente para compra o mejoramiento de la vivienda, 28.50%, financiamiento de actividades agropecuarias, 20.21%, y compra de maquinaria o construcción de un local para sus negocios, 18.65%. Finalmente, el análisis de los montos otorgados a los hogares revela que, el préstamo promedio, sin distinguir entre créditos formales e informales, fue de \$20,576 pesos. Para los créditos de tipo formal, el monto promedio fue de \$22,307, con una desviación estándar de

\$36,634 pesos. En el caso de los créditos de tipo informal, el monto promedio fue de \$16,096, con una desviación estándar de \$32,487 pesos. El cuadro 2 resume la información presentada arriba. En él se detallan el número de créditos otorgados por tipo (formal e informal), los prestamistas más frecuentes por tipo de crédito y los principales usos que les dieron los hogares a los créditos.

Cuadro 2.
Tipos de créditos, prestamistas más frecuentes por tipo de crédito y usos de los créditos

Variables	Todos los créditos	Créditos de instituciones formales	Créditos informales
Número de créditos	226 (100%)	163 (72.12%)	63 (27.88%)
Tipo de prestamista (% de los hogares)			
Banco privado	33.33%	48.21%	
Instituciones de gobierno	10.37%	14.29%	
Cooperativas de ahorro y préstamo	8.89%	13.10%	
Amigos, parientes o vecinos	19.26%		61.90%
Prestamistas informales	6.30%		22.22%
Usos más frecuentes (% de los hogares)			
Compra, construcción o mejoramiento de la vivienda	25%	28.50%	18.51%
Financiamiento de actividades agropecuarias	19%	20.21%	20.98%
Compra o reparación de maquinaria o construcción de un local	16%	18.65%	7.40%
Salud	13%	9.84%	22.22%
Educación	9%	7.77%	16.05%

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Autores como MckNelly y Dunford (1999), Chowdhury *et al.* (2002), Karlan y Zinman (2009), Crepón *et al.* (2014), Banerjee *et al.* (2015) y Tarozzi *et al.* (2015) analizan las características sociodemográficas del hogar para identificar los determinantes del acceso al crédito a nivel hogar. Por razones sociales y culturales, es común que los hogares rurales tengan un número de integrantes elevado en comparación con los hogares urbanos. El tamaño promedio del hogar en la muestra fue de 5.08 integrantes. Los hogares con un tamaño de entre 4 a 7 integrantes constituyen aproximadamente el 60% de la muestra, mientras que aquellos con un tamaño de 8 o más integrantes representan alrededor del 14%, y aquellos hogares con 1 a 3 integrantes cuentan para

el restante 26% de la muestra. Por su parte, es posible analizar cómo se divide este total de integrantes del hogar entre niños y adultos. El número promedio de adultos en el hogar fue de 3.68, con un valor mínimo de 1 adulto y un valor máximo de 19 adultos en el hogar. En cuanto al número de niños, el promedio fue de 1.39, variando de un mínimo de 0 a un máximo de 9 niños. Los hogares en los que viven entre 0 y 3 niños constituyen la mayor parte de la muestra, aproximadamente 93%.

Una característica que distingue a los hogares rurales es el alto grado de hacinamiento, esto es, la razón de personas por cuarto, que al mismo tiempo sirve como criterio para identificar a los hogares que se encuentran en situación de carencia por calidad y espacios de la vivienda. El número de cuartos promedio en el hogar, sin contar la cocina ni el baño, resultó ser de 2.75, con una variación de 1 a 13 cuartos. Los hogares que tienen entre 1 y 2 cuartos representan el 48% del total de la muestra, aquellos hogares con 3 cuartos constituyen un 25% del total, mientras que los que tienen 4 o más cuartos cuentan para el 25% restante. A partir de estos datos, fue posible identificar a los hogares con un grado de hacinamiento mayor a 2.5. De acuerdo con los resultados encontrados, del total de hogares, aproximadamente el 30% tuvo un grado de hacinamiento mayor a 2.5.

Karlan y Zinman (2009), Banerjee *et al.* (2015), Attanasio *et al.* (2015) y Angelucci *et al.* (2015), analizan también las características del jefe del hogar. En nuestro caso, los resultados encontrados señalan que, del total de hogares, el 81% reportó que el jefe del hogar es hombre. Por su parte, la edad promedio del jefe del hogar fue de 48.88 años, variando desde un mínimo de 18 hasta un máximo de 99 años. Sin embargo, los hogares en los cuales la edad del jefe del hogar va de 18 a 60 años constituyen casi el 75% del total. Los años de escolaridad promedio del jefe del hogar fueron 5.53, con un mínimo de 0 años (lo que significa que el jefe del hogar no tiene ningún tipo de instrucción) y un máximo de 18 años (lo que equivale al nivel maestría terminado). Sin embargo, un análisis un poco más meticuloso revela que el 88.88% del total de jefes del hogar terminó máximo hasta el nivel secundaria (lo que equivale a 9 años de escolaridad), un 43.31%, es decir casi la mitad, reportó no haber terminado la primaria (menos de 6 años de escolaridad), mientras que el 17.32% reportó no tener ningún tipo de instrucción. Por último, se analizó la variable lengua indígena, que permite identificar aquellos hogares en los cuales el jefe del hogar habla alguna lengua indígena. Esto resulta relevante en nuestro análisis pues es de esperarse que

los hogares en los que el jefe de familia habla alguna lengua indígena tengan una menor probabilidad de obtener un crédito. Del total de hogares, en el 21.82% el jefe del hogar reportó hablar alguna lengua indígena. De los 549 hogares en los cuales el jefe del hogar habla alguna lengua indígena, únicamente a 19 se les otorgó un crédito de tipo formal y sólo a 7 se les otorgó un crédito de tipo informal, lo que representa menos del 5%.

Para complementar el análisis de los datos, se construyeron tres variables adicionales que utilizan autores como Pitt y Khandker (1998), Chowdhury *et al.* (2002) y Khandker (2005) para identificar algunos otros determinantes del acceso al crédito: años de escolaridad promedio del hogar excluyendo al jefe, la escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar y la escolaridad más alta de un hombre adulto en el hogar. En el caso de la escolaridad promedio del hogar excluyendo al jefe del hogar, la media fue de 6.06 años, con una variación de 0 a 17 años. Para la variable escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar la media fue de 7.85 años, con una variación que va de un mínimo de 0 a un máximo de 18 años. Los hogares en los cuales la escolaridad más alta de una mujer adulta va de 6 a 12 años, equivalente a un nivel de primaria hasta un nivel preparatoria terminado, representan el 60% del total. De manera muy similar al caso anterior, el promedio para la variable escolaridad más alta de un hombre adulto en el hogar fue de 7.67 años. Los hogares en los que la escolaridad más alta de un hombre adulto va de 6 a 12 años representan el 68.34% del total de la muestra. Sin embargo, los hogares en los que la escolaridad más alta de un hombre adulto en el hogar es menor a 6 años representan el 23.28% del total, en contraste con el 17.36% para el caso de las mujeres.

El cuadro 3 resume las estadísticas descriptivas de las variables descritas arriba para el total de la muestra. También se presentan las medias diferenciando entre los hogares a los que se les otorgó algún tipo de crédito (beneficiarios) y aquellos a los que no se les otorgó (no beneficiarios), así como la prueba *t* para la diferencia de medias entre ambos grupos.

Cuadro 3.
Estadísticas descriptivas para variables seleccionadas

Variable	Toda la muestra		Medias para los dos grupos de hogares		Prueba <i>t</i> <i>p-value</i> ¹
	Media	Desviación estándar	Beneficiarios	No beneficiarios	
Sexo del jefe del hogar ²	0.81	0.39	0.85	0.81	0.086
Edad del jefe del hogar	48.88	16.42	47.42	49.03	0.162
El jefe del hogar habla alguna lengua indígena ³	0.22	0.41	0.11	0.23	0.000
Años de escolaridad del jefe del hogar	5.54	4.11	6.64	5.43	0.000
Número de adultos en el hogar (≥ 16 años)	3.68	2.40	3.82	3.67	0.361
Número de niños en el hogar (< 16 años)	1.40	1.42	1.60	1.38	0.022
Número de integrantes en el hogar	5.08	2.57	5.43	5.05	0.034
Años de escolaridad promedio del hogar excluyendo al jefe	6.06	3.18	6.62	6.01	0.006
Escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar	7.86	4.25	9.40	7.70	0.000
Escolaridad más alta de un hombre adulto en el hogar	7.68	4.39	8.69	7.58	0.000
Número de cuartos en el hogar	2.76	1.42	3.13	2.72	0.000
El hogar tiene un cuarto aparte para cocinar	0.87	0.33	0.89	0.87	0.456

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Nota: El número de observaciones para cada variable fue de 2,517 hogares.

1/ Prueba *t* para diferencia de medias.

2/ 1=hombre, 0=mujer.

3/ 1=sí habla una lengua indígena, 0=no habla una lengua indígena.

Los resultados reportados en la columna 6 del cuadro 3 muestran claramente que los dos grupos de hogares (beneficiarios y no beneficiarios) no están balanceados en la mayoría de las variables analizadas. Esto era de esperarse ya que la EnChor 2013 no fue diseñada como un experimento aleatorio para analizar los efectos del acceso al crédito en la pobreza. Para solucionar este problema, en esta investigación se emplean técnicas de Propensity Score Matching (PSM) e Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW), dos metodologías ampliamente utilizadas cuando se realizan estudios observacionales y que permiten obtener estimaciones del efecto

promedio del tratamiento. Para utilizar de manera adecuada ambos métodos es necesario identificar aquellas variables que determinan el acceso o no al crédito. Con el objetivo de conocer cuáles son estas variables, se utilizó un modelo Probit donde la variable dependiente indica si se le otorgó algún tipo de crédito al hogar. En el cuadro 4 se presentan los resultados para 3 especificaciones distintas del modelo Probit en términos de efectos marginales evaluados en la media de cada variable.

Cuadro 4.
Efectos marginales de distintas especificaciones del modelo Probit para el acceso al crédito de los hogares

Variable dependiente: dummy de acceso a crédito

Variables explicativas	Modelo I	Modelo II	Modelo III
Sexo del jefe del hogar	0.01957 (1.29)		
Edad del jefe del hogar	0.00027 (0.67)		
El jefe del hogar habla alguna lengua indígena	-0.05643 (-3.59)***	-0.05537 (-3.55)***	-0.05027 (-3.26)***
Años de escolaridad del jefe del hogar	0.00497 (3.19)***	0.00430 (2.83)***	0.00272 (1.74)*
Número de adultos en el hogar (>=16 años)		0.00463 (1.85)*	0.00251 (0.98)
Número de niños en el hogar (< 16 años)		0.01334 (3.16)***	0.01016 (2.34)**
Años de escolaridad promedio del hogar excluyendo al jefe		0.00385 (1.83)*	-0.00091 (-0.36)
Escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar			0.00636 (3.40)***

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

***significativos al 1%, **significativos al 5% y *significativos al 10%.

Nota: Números entre paréntesis son los valores z.

Los resultados sugieren que la lengua indígena, los años de escolaridad del jefe del hogar, el número de adultos en el hogar, el número de niños en el hogar, la escolaridad promedio del hogar excluyendo al jefe y la escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar sirven para explicar el acceso al crédito de los hogares. Respecto a la variable lengua indígena, los resultados para los tres modelos indican que aquellos hogares en los cuales el jefe del hogar habla alguna lengua indígena tienen menos probabilidades de que se les otorgue algún crédito, aproximadamente un

5% menos. Para la variable años de escolaridad del jefe del hogar se encontró que, entre más años de educación tenga el jefe del hogar se incrementa la probabilidad de que el hogar obtenga un crédito. El valor medio de la escolaridad del jefe del hogar es 5.54 años, entonces, un año adicional de escolaridad incrementa la probabilidad en 0.4% aproximadamente para las dos primeras especificaciones y en 0.2% para la última. Es claro que, mientras mayor sea la escolaridad del jefe del hogar, este puede tener acceso a mejores ingresos, por lo que más instituciones financieras estarán dispuestas a otorgarle un crédito. La variable número de adultos en el hogar resultó significativa únicamente en la segunda especificación, y sugiere que, mientras más adultos vivan en el hogar, la probabilidad de obtener un crédito aumenta en 0.46% aproximadamente, sin embargo, el nivel de significancia estadística es del 10%. En contraste, la variable número de niños en el hogar resultó altamente significativa en las dos especificaciones en las que fue incluida. El resultado sugiere que, mientras más niños vivan en el hogar, la probabilidad de obtener un crédito aumenta aproximadamente en 1%. Este resultado sigue la línea de lo que se señaló al inicio de este apartado, es bastante probable que los hogares en los que viven más niños soliciten créditos para solventar sus gastos en salud y educación. Por su parte, la variable escolaridad promedio del hogar excluyendo al jefe mantuvo un comportamiento similar al de la variable número de adultos, resultando estadísticamente significativa solamente en la segunda especificación. El resultado sugiere que si aumenta la escolaridad promedio del hogar aumenta la probabilidad de que el hogar obtenga un crédito en 0.3% aproximadamente. Por último, el resultado para la variable escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar indica que un año más de escolaridad de una mujer adulta respecto del valor medio, que en nuestra muestra fue 7.86 años, aumenta la probabilidad de que al hogar se le otorgue un crédito en 0.5%, con un nivel de significancia bastante alto. Este resultado se contradice con el encontrado por Khandker (2005), sin embargo, de los resultados reportados por el autor para esta variable sólo uno es significativo a un nivel del 5%. Además, debemos tomar en cuenta que estamos analizando el acceso al crédito formal e informal, y no únicamente microcréditos, lo que cambia mucho la forma de interpretar los resultados. Es claro que, si nos fijamos únicamente en microcréditos, si el nivel de escolaridad de las mujeres adultas dentro del hogar es más alto es muy probable que los hogares dejen de estar interesados en solicitar créditos de Instituciones de Microfinanzas y se fijen más en instituciones financieras como bancos comerciales.

Capítulo 3. Metodología de modelación

Los objetivos de esta investigación, como se mencionó arriba son, en primer lugar, medir el impacto del tratamiento, en nuestro caso el acceso al crédito, en la pobreza, estimando la diferencia entre aquellos hogares que recibieron el tratamiento y los que no lo recibieron. En segundo lugar, llevar a cabo un análisis multitratamiento, es decir, estimar los efectos del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales, pero distinguiendo entre hogares que tuvieron acceso a crédito de tipo formal y aquellos que tuvieron acceso a crédito de tipo informal. En el primer caso, para estimar los efectos del tratamiento se utilizó Propensity Score Matching (PSM) mientras que para el análisis multitratamiento se utilizó Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW).

3.1. El enfoque estándar de matching

Se empleó el enfoque estándar de matching, ampliamente utilizado en la literatura, y formalizado por Rubin (1973). La diferencia entre tratados y controles puede definirse como:

$$\Delta_i = Y_i^1 - Y_i^0 \quad (1)$$

donde Δ_i denota el efecto del tratamiento para el individuo i , con $i = 1, 2, \dots, N$. Y_i^1 y Y_i^0 son los resultados potenciales para tratados y no tratados, respectivamente. A pesar de que no contamos con datos panel, la ecuación (1) aproxima la diferencia entre los resultados potenciales antes y después de recibir el tratamiento para cada individuo bajo ciertos supuestos. Debe notarse que, para cada individuo i en la ecuación (1), sólo es posible observar un resultado mientras que el otro es un escenario contrafactual que no se puede observar a partir de los datos. Esto hace imposible calcular de forma directa, utilizando datos de corte transversal, la diferencia en el resultado antes y después de recibir el tratamiento para cada hogar.

Por lo tanto, la ecuación (1) debe modificarse de tal forma que permita estimar el *efecto promedio del tratamiento en los tratados*, Δ_{ATT} , que puede expresarse formalmente de la siguiente manera:

$$\Delta_{ATT} = E(\Delta|D = 1) = E(Y^1|D = 1) - E(Y^0|D = 1) \quad (2)$$

donde Δ_{ATT} mide la diferencia entre el resultado esperado con y sin tratamiento para aquellos hogares que realmente recibieron el tratamiento y, D es una variable indicadora del estado de

tratamiento ($D = 1$ cuando sí se recibió el tratamiento y $D = 0$ cuando no se recibió el tratamiento). Por su parte, el término $E(Y^1|D = 1)$ representa el resultado esperado para los hogares tratados, mientras que el término $E(Y^0|D = 1)$ es el resultado hipotético que se habría obtenido si los hogares tratados *no* hubieran recibido el tratamiento. En resumen, la ecuación (2) permite extraer el efecto promedio del tratamiento en los hogares tratados del efecto total del tratamiento. Finalmente, la ecuación (2) se utiliza como un estimador para responder la siguiente pregunta: “¿Cuál sería el estado actual de aquellos hogares que tuvieron acceso a crédito si no hubiesen tenido dicho acceso?”

3.2. El problema de sesgo por selección

La ecuación (2) presenta el problema de inobservabilidad. Es decir, es posible estimar el término $E(Y^1|D = 1)$, pero no es posible estimar el término $E(Y^0|D = 1)$ pues no es observable. Una alternativa para resolver este problema y estimar Δ_{ATT} es utilizar el resultado promedio para los hogares no tratados, $E(Y^0|D = 0)$, como una aproximación de $E(Y^0|D = 1)$. Si $E(Y^0|D = 0) = E(Y^0|D = 1)$ se cumple, entonces, el grupo de hogares no tratados puede usarse convenientemente como grupo de control. Sin embargo, cuando se trabaja con datos no experimentales, esta condición generalmente no se cumple, ya que las variables que determinan la decisión de participación también determinan la variable resultado. Por consiguiente, el resultado para los hogares tratados será distinto incluso en la ausencia del tratamiento, lo que ocasiona un problema de sesgo por selección. Lo anterior implica que la ecuación (2) puede expresarse de la siguiente forma:

$$E(Y^1|D = 1) - E(Y^0|D = 0) = \Delta_{ATT} - [E(Y^0|D = 0) - E(Y^0|D = 1)] \quad (3)$$

donde el término $E(Y^0|D = 1) - E(Y^0|D = 0)$ mide el tamaño del sesgo ocasionado por las características no observables. Por lo tanto, el verdadero valor del efecto promedio del tratamiento en los tratados, Δ_{ATT} , puede identificarse únicamente cuando el sesgo es cero, es decir, cuando se cumple que:

$$E(Y^0|D = 1) = E(Y^0|D = 0) \quad (4)$$

Cuando el sesgo es ocasionado por características observables, entonces se conoce como *sesgo por autoselección*, esto es, cuando los mismos participantes son los que deciden tomar o no el tratamiento y por lo tanto la probabilidad de participación de los hogares en la muestra no es aleatoria.

La literatura sugiere una serie de enfoques distintos que permiten solucionar este problema de sesgo. Uno de los que se utilizan de manera más frecuente consiste en implementar procedimientos de matching, tales como *matching por covariables* o *propensity score* (Rubin, 1973; Rosenbaum y Rubin, 1985; Abadie e Imbens, 2011). Una de las mayores ventajas del propensity score es que ayuda a resolver el problema de dimensionalidad, que surge cuando el vector de características X que se utiliza para identificar a los mejores controles tiene demasiados componentes.

Un enfoque alternativo que sirve para controlar el problema de sesgo es el de variables instrumentales (VI), utilizado por Moffitt (1996) y Heckman (1997). Sin embargo, una de las ventajas metodológicas de utilizar matching en lugar de variables instrumentales es que el primer enfoque no asume linealidad, se puede usar incluso cuando las distribuciones de las variables explicativas del grupo de control y de tratamiento se superponen muy poco (el área de soporte común es muy pequeña) y, no requiere de un conjunto de instrumentos válidos. Además, cuando se utiliza una metodología como el propensity score matching se elimina gran parte del sesgo, que como se señaló arriba, es uno de los mayores problemas cuando se trabaja con datos no experimentales.

Autores como Heckman, Ichimura y Todd (1998) comparan los resultados obtenidos de evaluaciones no experimentales, aplicando la metodología PSM, con los que se obtienen al aplicar experimentos aleatorios y encuentran que la mayor parte del sesgo por selección asociado a características no observables se elimina, aunque el sesgo restante sigue siendo no despreciable. Por su parte, Chemin (2008) aplica PSM a un conjunto de datos de corte transversal para hogares en Bangladesh y evalúa el impacto de la participación en un programa de microfinanzas en una serie de variables de interés. El estudio encuentra que las microfinanzas tienen un impacto positivo en el gasto, la oferta de trabajo y en la inscripción escolar de hombre y mujeres. Lo interesante de este estudio es que los resultados son consistentes con los encontrados por Pitt y Khandker (1998), quienes aplican la técnica de VI al mismo conjunto de datos. En el caso de los datos utilizados para este trabajo, por la forma en la que se diseñó la encuesta, los hogares del grupo de control están

ubicados geográficamente cerca de aquellos que conforman el grupo de tratamiento. Además, el mismo cuestionario se aplicó para los dos grupos, de esta forma, el sesgo por selección ocasionado por características no observables se minimiza.

3.3. Supuestos

El supuesto conocido como “*stable unit treatment value assumption*” (SUTVA) se cumple en este trabajo. Este supuesto implica que el resultado potencial para un hogar depende de la propia participación del hogar y no del estado de tratamiento de los demás hogares en la muestra. La importancia de este supuesto es que descarta la posibilidad de que existan efectos de equilibrio entre pares o equilibrio general.

Además del supuesto anterior, es necesario imponer dos supuestos adicionales, definidos por Rosenbaum y Rubin (1983), con el objetivo de obtener estimaciones del efecto del tratamiento que no presenten el problema de sesgo por selección. El primero es la exogeneidad del tratamiento, conocido como *unconfoundedness*, mientras que el segundo es la condición de *superposición*.

El supuesto de *unconfoundedness* implica que la diferencia en los resultados potenciales – antes y después del tratamiento – se debe únicamente a la implementación del tratamiento condicional en el vector de características \mathbf{X} . Más aún, el conjunto de variables que conforma al vector de características \mathbf{X} , no es afectado por el tratamiento y se asume que ha sido totalmente capturado en el modelo, es decir, que no existen variables omitidas. Formalmente, este supuesto se define de la siguiente manera:

$$\text{Supuesto 1A: } \{Y^0, Y^1\} \perp D | \mathbf{X} \quad (5A)$$

El segundo requisito es garantizar que todos los hogares con las mismas características dentro de la muestra tengan una probabilidad positiva de ser tratados o no tratados. Para lograr lo anterior, es necesario definir la siguiente condición:

$$\text{Supuesto 2A: } 0 < P(D = 1 | \mathbf{X}) < 1 \quad (6A)$$

El supuesto de *superposición* descarta la perfecta previsibilidad de participación condicional en el vector de características \mathbf{X} . Estos dos supuestos combinados permiten estimar el efecto promedio

del tratamiento en los tratados, Δ_{ATT} . Cuando se está estimando el Δ_{ATT} es posible relajar los dos supuestos anteriores, tal y como lo hace Imbens (2004):

$$\text{Supuesto 1B: } Y^0 \perp D | \mathbf{X} \quad (5B)$$

$$\text{Supuesto 2B: } P(D = 1 | \mathbf{X}) < 1 \quad (6B)$$

La versión débil del supuesto de *unconfoundedness* requiere únicamente la independencia de la variable resultado para el grupo de control, mientras que la versión débil del supuesto de *superposición* requiere que todas las probabilidades condicionales sean menores que 1.

3.4. Propensity score matching (PSM)

La ecuación (2) puede estimarse utilizando el estimador de propensity score matching (PSM). Para solucionar el problema de dimensionalidad señalado anteriormente, es necesario introducir lo que se conoce como puntaje de equilibrio. Este puntaje de equilibrio, sugerido por primera vez por Rosenbaum y Rubin (1983), se define como un *propensity score*, y es una función que estima la probabilidad de ser tratado dado un vector de características \mathbf{X} (por ejemplo, un vector de características previamente observadas). En otras palabras, se está resumiendo el vector de características \mathbf{X} en un solo número $\tau(\mathbf{X})$. Formalmente, el propensity score se define como:

$$P(D = 1 | \mathbf{X}) = \tau(\mathbf{X}) \quad (7)$$

Cuando se trabaja con datos no experimentales, como es el caso, no es posible conocer *a priori* el valor del propensity score. Sin embargo, este puede ser estimado utilizando los datos del estudio. En la práctica, el propensity score se estima utilizando un modelo probit o un modelo logit. Estos modelos nos permiten predecir la probabilidad de que un hogar tenga acceso a crédito basándose únicamente en sus propias características. Por consiguiente, la ecuación (7) puede especificarse como un modelo probit y expresarse de la siguiente forma:

$$P(D = 1 | \mathbf{X}) = P(y^* > 0 | \mathbf{X}) = P(u > -\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} | \mathbf{X}) = 1 - G(-\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) = G(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \quad (8)$$

donde $0 < G(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) < 1$, para todos los valores de \mathbf{X} , $\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \sum_{j=1}^k \beta_j X_j$ y G es la función acumulada de una normal estándar. El modelo en la ecuación (8) es no lineal y por lo tanto el estimador implementado es un estimador de máxima verosimilitud (Ghalib *et al.*, 2015).

La ecuación (8) satisface el supuesto de *unconfoundedness*, lo que implica en este caso que los resultados potenciales son independientes del tratamiento condicional en el propensity score, es decir, $\{Y^0, Y^1\} \perp D | \tau(\mathbf{X})$. De igual forma, la ecuación (8) satisface el supuesto de *superposición*, lo que asegura que todos los hogares en la muestra que tengan las mismas características tienen una probabilidad positiva de ser tratados o no tratados, es decir, $0 < P(D = 1 | \mathbf{X}) < 1$. Por lo tanto, el estimador PSM para Δ_{ATT} no tiene problemas de sesgo por selección. El estimador PSM se define formalmente como:

$$\Delta_{ATT}^{PSM} = E_{\tau(\mathbf{X})|D=1} [E(Y^1 | D = 1, \tau(\mathbf{X})) - E(Y^0 | D = 1, \tau(\mathbf{X}))] \quad (9)$$

Existen cuatro algoritmos distintos que se utilizan para hacer matching y estimar el efecto promedio del tratamiento en los tratados: *Nearest Neighbor*, *Radius*, *Kernel* y *Stratification* (Austin, 2011). En este trabajo se presentan resultados para los cuatro algoritmos. Lo anterior permite comparar resultados y al mismo tiempo probar que tan robustas son las estimaciones.

3.5. Inverse probability of treatment weighting (IPTW)

La idea básica de esta metodología, propuesta por Rosenbaum (1987), es utilizar *pesos* basados en el propensity score para crear una muestra sintética en la que la distribución de las variables base (las características de los hogares que determinan el acceso al crédito) sea independiente de la asignación al tratamiento.

Sea D_i la variable indicadora del estado de tratamiento para el hogar i . Además, sea $\tau(\mathbf{X}_i)$ el valor del propensity score del hogar i . Por lo tanto, los pesos se pueden definir como:

$$\omega_i = \frac{D_i}{\tau(\mathbf{X}_i)} + \frac{1-D_i}{1-\tau(\mathbf{X}_i)} \quad (10)$$

La ecuación (10) indica que el peso para el hogar i es igual a la inversa de la probabilidad de recibir o no recibir el tratamiento (recordemos que un hogar no puede recibir y no recibir el tratamiento simultáneamente).

Lunceford y Davidian (2004) hacen una revisión de distintas estimaciones del efecto de un tratamiento basadas en la metodología IPTW. Asumamos que Y_i denota el valor de la variable resultado para el hogar i , entonces, el efecto promedio del tratamiento, ATE, puede definirse como:

$$\Delta_{ATE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{D_i Y_i}{\tau(\mathbf{X}_i)} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(1-D_i) Y_i}{1-\tau(\mathbf{X}_i)} \quad (11)$$

donde n denota el número de hogares. Los autores además describen las propiedades teóricas del estimador del efecto promedio del tratamiento y comparan su desempeño con el método de estratificación.

Uno de los mayores problemas de esta metodología es que los pesos de aquellos hogares que tienen una probabilidad muy baja de recibir el tratamiento pueden ser imprecisos o inestables. Para solucionar este problema, la literatura propone utilizar pesos estabilizadores (Robins, Hernan y Brumback, 2000). Así, para estimar el efecto promedio del tratamiento en los tratados, Δ_{ATT} , es necesario definir los pesos de la siguiente manera:

$$\omega_{i,ATT} = D_i + \frac{(1-D_i)\tau(\mathbf{X}_i)}{1-\tau(\mathbf{X}_i)} \quad (12)$$

Mientras que, para estimar el efecto promedio del tratamiento en los controles, Δ_{ATC} , los pesos tienen que definirse de la siguiente forma (Morgan y Todd, 2008):

$$\omega_{i,ATC} = \frac{D_i(1-\tau(\mathbf{X}_i))}{\tau(\mathbf{X}_i)} + (1 - D_i) \quad (13)$$

3.6. El propensity score para múltiples tratamientos

Para estimar los efectos del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales, pero distinguiendo entre aquellos a los que se les otorgó un crédito de tipo formal y aquellos que a los que se les otorgó un crédito de tipo informal utilizando la metodología IPTW es necesario ampliar la idea básica del propensity score para permitir un análisis con múltiples tratamientos.

Siguiendo a Imbens (2000), vamos a ampliar el conjunto de valores $\mathcal{S} = \{0,1\}$ que puede tomar la variable indicadora del estado de tratamiento de tal forma que pueda tomar algún valor entero entre 0 y K , esto es, $\mathcal{S}' = \{0,1, \dots, K\}$. En seguida, se plantea una modificación a la definición original de Rosenbaum y Rubin para el propensity score.

DEFINICIÓN 1 (Propensity score generalizado). *El propensity score generalizado se define como la probabilidad condicional de recibir un nivel particular del tratamiento, s , condicional en el vector de características \mathbf{X} :*

$$r(t, \mathbf{X}) = P(D = s | \mathbf{X})^6 \quad (14)$$

En la ecuación anterior s puede tomar cualquier valor contenido en \mathcal{S}' . Ahora, supongamos que se cumple el supuesto 1A, entonces, por el mismo argumento que en el caso de un tratamiento binario, se cumple que la variable resultado para cada nivel del tratamiento es independiente del tratamiento condicional en el propensity score generalizado. Formalmente, esto puede expresarse de la siguiente manera:

$$Y(t) \perp D | \tau(s, \mathbf{X}) \quad \forall s \in \mathcal{S}' \quad (15)$$

El hecho de que supongamos que se cumple el supuesto 1A, y por lo tanto que se cumple la ecuación (15), nos permite obtener estimaciones del efecto promedio condicionando únicamente en el propensity score generalizado.

TEOREMA 1. *Supongamos que se cumple el supuesto 1A. Entonces, para toda $s \in \mathcal{S}'$ se tiene que:*

- i. $\beta(s, \tau) = E[Y(t) | \tau(s, \mathbf{X}) = \tau] = E[Y | D = s, \tau(s, \mathbf{X}) = \tau]$
- ii. $E[Y(t)] = E[\beta(s, \tau(s, \mathbf{X}))]^7$

Al igual que en el caso de la metodología del propensity score para un tratamiento binario, la implementación del método del propensity score generalizado consiste en tres pasos. En el primer paso se estima $\tau(s, \mathbf{X})$. Como se mencionó anteriormente, la forma más común de estimar el propensity score cuando se tiene un tratamiento binario es mediante un modelo logit o probit. Sin embargo, cuando se trabaja con múltiples tratamientos debemos distinguir entre dos casos de interés. Primero, si los valores para cada nivel de tratamiento son cualitativamente distintos y sin ningún orden lógico, la mejor opción es implementar un modelo logit multinomial. Segundo, si

⁶ La prueba de la Definición 1 puede consultarse en Imbens, G. W. (2000). The Role of the Propensity Score in Estimating Dose-Response Functions. *Biometrika* 87(3), 706-710.

⁷ La prueba del Teorema 1 puede consultarse en Imbens, G. W. (2000). The Role of the Propensity Score in Estimating Dose-Response Functions. *Biometrika* 87(3), 706-710.

los niveles de tratamiento tienen un orden, la mejor opción es imponer suavizamiento del score en s .

El segundo paso consiste en estimar la esperanza condicional $\beta(s, \tau) = E[Y|D = s, \tau(s, \mathbf{X}) = \tau]$. Al igual que en el caso anterior es necesario distinguir entre niveles de tratamiento sin orden lógico y niveles de tratamiento ordenados. Por último, en el tercer paso, se obtiene el estimador del efecto promedio para el nivel s del tratamiento de la siguiente manera:

$$E[Y(t)] = E[\beta(s, \tau(s, \mathbf{X}))] \quad (16)$$

Una alternativa para estimar este efecto promedio es utilizar la inversa del propensity score generalizado para otorgarle un *peso* a las observaciones utilizando la siguiente igualdad:

$$E\left[\frac{D \cdot Y}{\tau(s, \mathbf{X})}\right] = E[Y(t)] \quad (17)$$

La ecuación (17) es la que permite utilizar la metodología IPTW para estimar el efecto promedio del tratamiento en los tratados cuando se tiene múltiples tratamientos.

Capítulo 4. Resultados

El capítulo anterior describe la metodología y procedimientos adoptados para controlar el problema de sesgo en la muestra. Una vez asegurado que el grupo de control está bien construido, es posible obtener estimaciones insesgadas del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) así como el estadístico t para cada una de las variables independientes. Como se explica detalladamente a continuación, para cada una de las dimensiones consideradas, los valores estadísticamente significativos proporcionan evidencia sólida de que las diferencias entre los dos grupos no son fortuitas, sino que pueden atribuirse a la participación en el programa, en nuestro caso al acceso al crédito.

4.1. Estimaciones de pobreza

En esta sección se muestran los resultados de las estimaciones de pobreza unidimensionales y multidimensionales obtenidas a partir de la EnChor 2013.

Cuadro 5. Estimaciones de pobreza unidimensionales

Familia de medidas de pobreza (P_α)	Línea de bienestar mínimo ¹			Línea de bienestar ²		
	Total de hogares	Hogares con acceso a crédito	Hogares sin acceso a crédito	Total de hogares	Hogares con acceso a crédito	Hogares sin acceso a crédito
<i>Head-count ratio</i> ($\alpha = 0$)	0.47	0.27	0.49	0.76	0.61	0.78
($\alpha = 1$)	0.20	0.10	0.21	0.40	0.27	0.42
<i>Índice FGT</i> ($\alpha = 2$)	0.12	0.05	0.13	0.26	0.15	0.27

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

1/ Cálculos elaborados con una línea de bienestar mínimo de \$9,976.5 para el periodo noviembre de 2012 a octubre de 2013.

2/ Cálculos elaborados con una línea de bienestar de \$18,517.5 para el periodo noviembre de 2012 a octubre de 2013.

El cuadro 5 muestra los resultados de pobreza para tres integrantes de la familia de medidas de pobreza (P_α , $\alpha = 0,1,2$) basándose en el gasto de los hogares y considerando las dos líneas de bienestar. Las estimaciones de pobreza muestran que el *head-count ratio* (P_0) es de 47% utilizando la línea de bienestar mínimo. El porcentaje aumenta a 76% si se incluye el valor de la canasta no alimentaria. En ambos casos, la proporción de pobres es mayor en los hogares que no tuvieron acceso a crédito. Por su parte, el *índice FGT* (P_2) es de 0.12 cuando se toma como referencia la línea de bienestar mínimo, y se incrementa a 0.26 cuando consideramos la línea de bienestar. En ambos casos, el indicador de pobreza es mayor en aquellos hogares que no tuvieron acceso a crédito. Para comprobar que las estimaciones de pobreza no están sesgadas, se compararon los resultados con los reportados en el informe “*Estudio sobre la caracterización de los productores rurales en México en el marco de la Cruzada contra el Hambre 2013*”. Para las tres medidas de pobreza unidimensional reportadas en el cuadro 5, los resultados son muy cercanos a los que encuentran los autores de dicho informe⁸.

⁸ Los valores reportados en el informe “*Estudio sobre la caracterización de los productores rurales en México en el marco de la Cruzada contra el Hambre 2013*” son: $P_0 = 0.40$, $P_1 = 0.16$ y $P_2 = 0.08$ si se considera la línea de bienestar mínimo y, $P_0 = 0.72$, $P_1 = 0.35$ y $P_2 = 0.21$ si se considera la línea de bienestar.

Para identificar a los hogares que se encuentran en situación de pobreza multidimensional se siguió la metodología del CONEVAL. El primer paso consiste en identificar a los hogares que presentan carencia en alguna de las cuatro dimensiones en el espacio de derechos. Estos indicadores toman el valor de uno cuando el individuo tiene la carencia, y cero en caso contrario. Enseguida, se construyó un índice de privación para cada uno de los hogares, que consiste en la suma de los cuatro indicadores asociados a las carencias sociales.

Una vez asociado un valor del índice de privación para cada hogar, se considera que un hogar experimenta carencias en el espacio de los derechos sociales cuando el valor de dicho índice es mayor que cero, es decir, cuando el hogar padece al menos una de las cuatro carencias. Este punto de corte se conoce como *umbral de privación* (CONEVAL, 2009). Es importante notar que, la construcción del índice de privación como la suma de cada uno de los cuatro indicadores de carencia, conlleva el supuesto de que cada una de las carencias tiene el mismo peso (CONEVAL, 2009).

Por su parte, el espacio del bienestar económico, como ya se ha mencionado, se analizó a partir del gasto de los hogares. En este caso, la línea de bienestar y la línea de bienestar mínimo se utilizaron como umbrales para identificar a los hogares pobres. La línea de bienestar hace posible identificar aquellos hogares que no cuentan con los recursos suficientes para adquirir los bienes y servicios que requiere para satisfacer sus necesidades (alimentarias y no alimentarias) (CONEVAL, 2009). La línea de bienestar mínimo permite identificar a los hogares que, aun al hacer uso de todos sus recursos en la compra de alimentos, no puede adquirir lo indispensable para tener una nutrición adecuada (CONEVAL, 2009).

Es importante tener en cuenta que la combinación del índice de privación y el gasto en un índice único de pobreza multidimensional no es metodológicamente correcto. Sin embargo, es necesario conjugar ambos espacios para delimitar con precisión la población en situación de pobreza multidimensional. Para lograr lo anterior, se utilizó el mismo método de clasificación que El CONEVAL. Por lo tanto, una vez determinado el gasto y el índice de privación social, cualquier hogar puede ser clasificado en uno, y sólo uno, de los siguientes cuatro cuadrantes (CONEVAL, 2009):

- I. *Pobres multidimensionales*. Aquellos hogares con un gasto per cápita promedio inferior al valor de la línea de bienestar y que padecen al menos una carencia social.

- II. *Vulnerables por carencias sociales*. Hogares que presentan una o más carencias sociales, pero cuyo gasto per cápita promedio es superior a la línea de bienestar.
- III. *Vulnerables por ingresos*. Hogares que no presentan carencias sociales y cuyo gasto per cápita promedio es inferior o igual a la línea de bienestar.
- IV. *No pobres multidimensionales y no vulnerables*. Aquellos hogares cuyo gasto per cápita promedio es superior a la línea de bienestar y que no tienen carencia social alguna.

Adicionalmente, a partir de la línea de bienestar mínimo y del umbral de privación extrema (tres carencias o más), es posible identificar, dentro del grupo de población en situación de pobreza multidimensional, a las personas en situación de *pobreza multidimensional extrema* (CONEVAL, 2009).

El cuadro 6 muestra las estimaciones de pobreza para cada una de las cuatro dimensiones en el espacio de derechos sociales. El porcentaje de pobres en cada una de las cuatro dimensiones es bastante considerable, por arriba del 30%. En la dimensión acceso a los servicios básicos, este porcentaje se eleva hasta un 68%, mientras que en la dimensión rezago educativo, el porcentaje de hogares pobres es de aproximadamente 50%. Si hacemos un análisis a partir del estado de tratamiento, obtenemos resultados similares a los de pobreza por ingresos. En las cuatro dimensiones el porcentaje de hogares en situación de pobreza es mayor en el grupo de control (hogares sin acceso a crédito) que en el grupo de tratamiento (hogares con acceso a crédito).

Cuadro 6. Pobreza en el espacio de derechos sociales

Dimensión	Porcentaje de pobres		
	Total de hogares	Hogares con acceso a crédito	Hogares sin acceso a crédito
Calidad y espacios de la vivienda	34%	30%	35%
Acceso a los servicios básicos en la vivienda	68%	66%	68%
Acceso a la alimentación	31%	29%	31%
Rezago educativo	51%	41%	52%

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Por último, en el cuadro 7 se presentan las estimaciones de pobreza multidimensional. Como se mencionó arriba, es posible identificar el porcentaje de hogares pobres en los cuatro cuadrantes.

Cuadro 7. Estimaciones de pobreza multidimensional

Cuadrantes de Bienestar y Derechos Sociales	Total de hogares (porcentaje)	Hogares con acceso a crédito (porcentaje)	Hogares sin acceso a crédito (porcentaje)
I. Pobres multidimensionales	69%	56%	70%
I.I. Pobres multidimensionales extremos	20%	12%	21%
II. Vulnerables por carencias sociales	17%	31%	16%
III. Vulnerables por ingresos	7%	5%	7%
IV. No pobres y no vulnerables	7%	8%	7%

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Como muestran los resultados, existe un alto porcentaje de hogares que se encuentran viviendo en situación de pobreza multidimensional. En el caso del total de la muestra, el 69% de los hogares se ubican en este cuadrante. El porcentaje disminuye cuando se considera el segundo cuadrante, es decir, aquellos hogares vulnerables por carencias sociales, los cuales representan un 17%. Por su parte, el porcentaje de hogares vulnerables por ingresos es de 7%. Sin embargo, es necesario tomar en consideración que los criterios que se utilizan para clasificar a un hogar en el segundo o tercer cuadrante provocan por sí mismos que este porcentaje disminuya. Por último, el 20% de los hogares en la muestra se encuentran en situación de pobreza multidimensional. Si se analizan los resultados tomando en cuenta el estado de tratamiento, observamos que en los tres primeros cuadrantes el porcentaje de hogares en situación de pobreza es menor para el grupo de tratamiento que para el grupo de control. De hecho, el porcentaje de hogares en situación de pobreza multidimensional es considerablemente más bajo para los hogares que tuvieron acceso a crédito. Las estimaciones de pobreza multidimensional presentadas en el cuadro 7 son similares a las que reporta El CONEVAL en su informe de pobreza multidimensional para el año 2012, tomando por supuesto en consideración que, las encuestas utilizadas para calcular las cifras de pobreza son distintas.

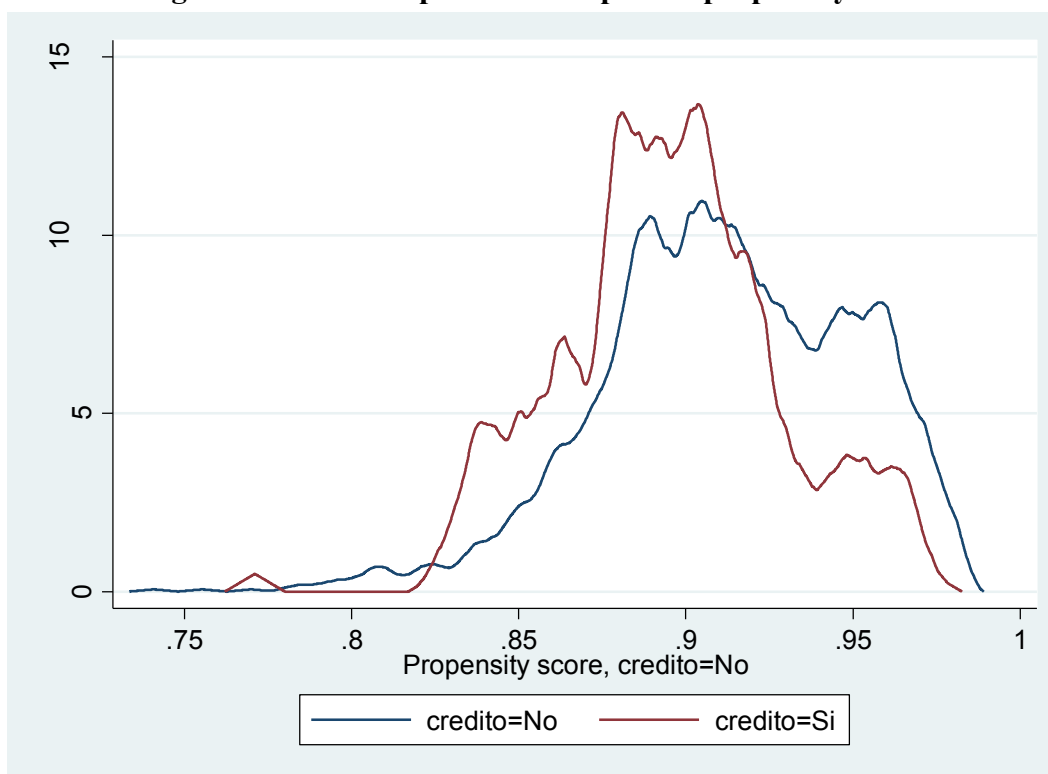
Todos estos resultados, si bien permiten tener un panorama general de la pobreza en el total de la muestra, así como entre el grupo de hogares con acceso y sin acceso a crédito, no puede considerarse como estimaciones del efecto del acceso al crédito en la pobreza ya que el problema de sesgo no está siendo solucionado.

4.2. Estimaciones del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) utilizando Propensity Score Matching (PSM)

El efecto del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales se estimó, como se mencionó anteriormente, utilizando la metodología PSM. El grupo de tratamiento son todos aquellos hogares que tuvieron acceso a algún tipo de crédito, sin diferenciar entre créditos de tipo formal e informal. Por su parte, el grupo de control se generó del conjunto de hogares que no tuvieron acceso a crédito. El conjunto de variables que se utilizaron para formar el vector de características \mathbf{X} , que posteriormente sirvió para calcular el propensity score, son todas aquellas que corresponden a la segunda especificación del modelo probit del cuadro 4.

En el cuadro 8 se muestran las estimaciones del ATT para los cuatro distintos algoritmos de matching: *Nearest Neighbor*, *Stratification*, *Kernel* y *Radius*. Para los algoritmos que no calculan el error estándar de forma directa se utilizó la opción *bootstrap*. Por su parte, la figura 1 muestra el área de soporte común entre el grupo de tratamiento y el grupo de control. El traslape que existe entre las dos funciones de densidad nos indica que el supuesto de *superposición* se cumple y, por lo tanto, es posible obtener estimaciones confiables del efecto del tratamiento.

Figura 1. Área de soporte común para el propensity score



Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

4.2.1. Pobreza por ingresos

Las primeras dos filas del cuadro 8 muestran el impacto que tiene el acceso al crédito en la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos. Ya sea que fijemos el umbral de pobreza por ingresos con la línea de bienestar o la línea de bienestar mínimo, los resultados con los cuatro algoritmos indican que tener acceso a crédito disminuye la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos. En el primer caso, la probabilidad disminuye en un rango de 12.5 a 16.8 puntos porcentuales. El valor del estadístico t confirma que todos estos resultados son significativos al 1%. Para el segundo caso, es decir, si consideramos la línea de bienestar mínimo, la probabilidad disminuye en un rango de 13.8 a 20.5 puntos porcentuales. Una vez más, los cuatro efectos encontrados son significativos al 1%. Estos resultados coinciden con los encontrados por MkNelly y Dunford (1999), Nawaz (2010), Imai y Azam (2012) y Ghalib *et al.* (2015) pero difieren con los encontrados por Crepón *et al.* (2014), Attanasio *et al.* (2015), Tarozzi *et al.* (2015) y Angelucci *et al.* (2015). Una posible explicación a estos resultados es que, los créditos aumentan el ingreso

disponible en los hogares y por lo tanto el gasto, esto a su vez provoca que se incremente el gasto per cápita dentro del hogar, lo que finalmente ocasiona que la probabilidad de que el gasto per cápita promedio del hogar sea menor que la línea de bienestar o la línea de bienestar mínimo disminuya.

Cuadro 8. Efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) y estadístico *t* para las distintas variables dependientes

Variable dependiente	Algoritmo utilizado para hacer matching			
	NEAREST NEIGHBOR	STRATIFICATION	KERNEL	RADIUS
Ingreso (línea de bienestar)	-12.5 pp (-2.75)***	-15.3 pp (-4.79)***	-16.8 pp (-5.09)***	-15.9 pp (-4.62)***
Ingreso (línea de bienestar mínimo)	-13.8 pp (-3.12)***	-17.7 pp (-5.37)***	-20.5 pp (-6.72)***	-18.8 pp (-5.78)***
Pobreza multidimensional	-8.6 pp (-1.83)*	-10.9 pp (-2.99)***	-13.7 pp (-3.89)***	-12.1 pp (-3.43)***
Vulnerable por carencias sociales	13.5 pp (3.21)***	15.7 pp (4.84)***	15.7 pp (5.12)***	15.3 pp (4.72)***
Vulnerable por ingresos	-3.9 pp (-1.66)*	-4.3 pp (-2.75)***	-3.1 pp (-2.02)**	-3.8 pp (-2.35)**
Pobreza multidimensional extrema	-4.1 pp (-1.31)	-5.3 pp (-2.26)**	-7.9 pp (-3.55)***	-5.0 pp (-2.08)**

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Nota 1: El valor del estadístico *t* de Student se muestra entre paréntesis.

Nota 2: Valor crítico *t* al 1% es 2.576 (***significativo al 1%), valor crítico *t* al 5% es 1.96 (**significativo al 5%), valor crítico *t* al 10% es 1.645 (*significativo al 10%).

Nota 3: pp significa puntos porcentuales.

4.2.2. Pobreza multidimensional

En la tercera fila del cuadro 8 se analizó el efecto que tiene el acceso al crédito en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional. Los resultados se comportan de manera similar al caso anterior. Para los cuatro algoritmos de matching, se encontró que el acceso al crédito disminuye la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional en un rango que varía entre 8.6 y 13.7 puntos porcentuales, dependiendo del algoritmo utilizado. Todos los resultados son significativos al 1% excepto en el primer caso que resultó estadísticamente significativo al 10%. Estos resultados demuestran que el impacto de los créditos se extiende más allá de un aumento en el ingreso y por lo tanto del gasto. Tomando en cuenta la forma en la que se está midiendo la

pobreza multidimensional, podemos pensar que existe un efecto positivo global en la vivienda, alimentación y educación de aquellos hogares que tuvieron acceso a crédito. Resulta bastante complicado comparar estos resultados con los de otros autores, ya que la mayoría de los estudios analizan variables aisladas, como por ejemplo consumo, escolaridad, alimentación o empoderamiento de la mujer, y no efectos en conjunto. Sin embargo, si recordamos que aquellos hogares que son pobres multidimensionales también son pobres en al menos una de las cuatro dimensiones en el espacio de derechos sociales (calidad y espacios de la vivienda, acceso a los servicios básicos de la vivienda, rezago educativo y acceso a la alimentación), es posible encontrar semejanzas entre los resultados señalados arriba y los de autores como Pitt y Khandker (1998), Karlan y Zinman (2009), Imai *et al.* (2010), Imai y Azam (2012) y Attanasio *et al.* (2015), pero diferencias con los resultados de autores como Banerjee *et al.* (2015) y Tarozzi *et al.* (2015).

4.2.3. *Vulnerabilidad por carencias sociales*

En la cuarta fila del cuadro 8 se analizó el impacto del acceso al crédito en la probabilidad de que un hogar sea vulnerable por carencias sociales. Recapitulando, un hogar se considera vulnerable por carencias sociales si presenta una o más carencias sociales, pero tiene un gasto per cápita promedio superior a la línea de bienestar. Con los cuatro algoritmos se encontró que el acceso al crédito aumenta la probabilidad de ser vulnerable por carencias sociales, con una variación que va de 13.5 a 15.7 puntos porcentuales. Este resultado es bastante extraño, pues lo lógico sería que la probabilidad disminuyera, sin embargo, debemos tomar en cuenta que el grupo de hogares que estamos analizando es muy distinto que en los casos anteriores. Los hogares que son vulnerables por carencias sociales pueden no considerar prioritario mejorar su situación en materia de vivienda, alimentación o educación, sin embargo, esto sigue sin explicar el motivo por el que la probabilidad aumenta.

4.2.4. *Vulnerabilidad por ingresos*

La siguiente variable dependiente que se analizó es la vulnerabilidad por ingresos. A diferencia de la variable anterior, en este caso, el acceso al crédito tiene un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea vulnerable por ingresos. La magnitud del efecto varía dependiendo del algoritmo que se esté utilizando, de 3.1 a 4.3 puntos porcentuales. En los cuatro casos, el resultado es estadísticamente significativo. Si bien no se trata del mismo grupo de hogares, este resultado concuerda con el que se encontró al analizar la pobreza por ingresos. De hecho, como se trata de

hogares que no son vulnerables por carencias sociales, podemos ir más allá y pensar que para este grupo de hogares, el crédito sirve de alguna forma para suavizar las limitaciones o restricciones de ingreso y gasto dentro del hogar. Finalmente, resultaría interesante hacer un seguimiento a estos hogares y analizar si *ex post* el crédito termina empeorando la situación de los mismos.

4.2.5 Pobreza multidimensional extrema

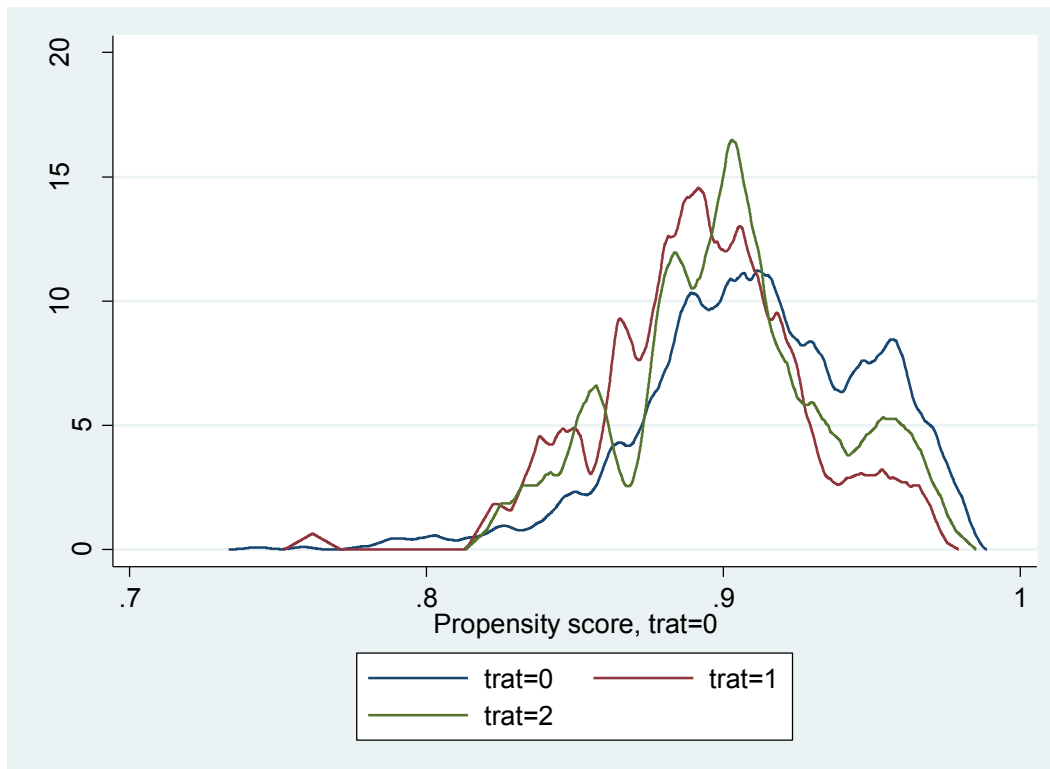
Dentro del grupo de hogares que son pobres multidimensionales, es posible identificar a aquellos cuyo gasto per cápita promedio es menor que la línea de bienestar mínimo y además padecen tres o más carencias sociales. El efecto promedio del acceso al crédito en este grupo de hogares fue similar al que se obtuvo para los hogares que se encuentran en situación de pobreza multidimensional, esto es, que tener acceso a crédito disminuye la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional extremo en un rango que va de 4.1 a 7.9 puntos porcentuales. Sin embargo, el ATT estimado resulta significativo únicamente para tres de los cuatro algoritmos utilizados. El efecto que se encontró en este caso no es tan fuerte como el de las demás variables dependientes analizadas. Una posible explicación a lo anterior es que, las características socioeconómicas de los hogares que se encuentran en situación de pobreza multidimensional extrema limitan las posibilidades de que alguna institución les otorgue un crédito y, por lo tanto, no existe un efecto lo suficientemente grande para que resulte significativo.

4.3. Estimaciones del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) utilizando Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW)

En esta sección se presentan los resultados del análisis multitratamiento utilizando la metodología Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW). Como se señaló anteriormente, el objetivo de este análisis fue estimar el impacto del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales, pero diferenciando entre hogares a los que se les otorgó un crédito de tipo formal y aquellos a los que se les otorgó un crédito de tipo informal. Dentro de la literatura revisada no se encontró ningún trabajo que estudiara la relación entre microfinanzas y pobreza implementando un análisis multitratamiento. En este sentido, los resultados presentados en esta sección pueden considerarse pioneros para el caso de México.

La figura 2 muestra el área de soporte común para los tres niveles de tratamiento. Es claro que, existe un traslape lo suficientemente grande entre las tres funciones de densidad que permite obtener estimaciones insesgada del ATT.

Figura 2. Área de soporte común para los tres niveles de tratamiento



Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Nota: trat = 0 corresponde al grupo de control (hogares que no tuvieron acceso a crédito), trat = 1 corresponde al grupo de hogares que tuvieron acceso a créditos de tipo formal y trat = 2 corresponde al grupo de hogares que tuvieron acceso a créditos de tipo informal.

El cuadro 9 muestra las estimaciones del efecto promedio del tratamiento en los tratados, ATT, para los diferentes niveles de tratamiento. Las columnas (1) y (2) del cuadro muestran el impacto que tiene el acceso al crédito en la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos. El resultado de la primera fila corresponde al ATT entre el grupo de hogares a los que se les otorgó un crédito de tipo formal y el grupo de control. El efecto estimado indica que el acceso a créditos formales tiene un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingreso. La magnitud del efecto, en el caso de la línea de bienestar, es de 11.43 puntos porcentuales, significativo al 1%. Por su parte, si se fija el umbral de pobreza con la línea de bienestar mínimo, la magnitud del efecto fue de 19.69 puntos porcentuales, también significativo al 1%. La segunda

fila corresponde al ATT entre el grupo de hogares a los que se les otorgó un crédito de tipo informal y el grupo de control. El resultado indica un impacto negativo en la probabilidad de ser pobre por ingresos. La magnitud del impacto varía según el umbral de pobreza. Si tomamos la línea de bienestar como referencia, el impacto es de 31.43 puntos porcentuales, mientras que, si tomamos la línea de bienestar mínimo, la magnitud del impacto fue de 16.99 puntos porcentuales, ambos resultados significativos al 1%. Finalmente, la tercera fila corresponde al ATT entre el grupo de hogares que recibieron un crédito de tipo formal y aquellos que recibieron un crédito de tipo informal. Si tomamos como referencia la línea de bienestar, el efecto estimado indica que el acceso a créditos formales reduce la probabilidad de ser pobre por ingresos en 13.14 puntos porcentuales respecto de tener acceso a créditos de tipo informal, significativo al 10%. Por otro lado, si el umbral de pobreza se fija con la línea de bienestar mínimo, se encontró que el acceso a créditos formales reduce la probabilidad de ser pobre por ingresos en 9.71 puntos porcentuales respecto a tener acceso a créditos de tipo informal, sin embargo, este resultado no es significativo.

Cuadro 9. Efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) y estadístico *t* para los tres niveles de tratamiento

Tratamiento vs Control	ATT y estadístico <i>t</i> para las distintas variables dependientes					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Ingreso (línea de bienestar)	Ingreso (línea de bienestar mínimo)	Pobreza multidimensional	Vulnerable por carencias sociales	Vulnerable por ingresos	Pobreza multidimensional extrema
1 vs 0	-11.43 pp (-3.15)***	-19.69 pp (-6.67)***	-8.85 pp (-2.42)**	11.89 pp (3.39)***	-2.59 pp (-1.26)	-6.41 pp (-2.88)***
2 vs 0	-31.43 pp (-5.36)***	-16.99 pp (-3.46)***	-22.10 pp (-3.76)***	34.95 pp (5.40)***	-9.33 pp (-11.99)***	-5.77 pp (-2.21)**
1 vs 2	-13.14 pp (-1.92)*	-9.71 pp (-1.55)	-7.92 pp (-1.15)	-16.50 pp (-2.35)**	-5.2 pp (---)	-7.97 pp (-1.60)

Fuente: Elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

Nota 1: El valor del estadístico *t* de Student se muestra entre paréntesis.

Nota 2: Valor crítico *t* al 1% es 2.576 (***significativo al 1%), valor crítico *t* al 5% es 1.96 (**significativo al 5%), valor crítico *t* al 10% es 1.645 (*significativo al 10%).

Nota 3: pp significa puntos porcentuales.

Nota 4: El valor 0 corresponde al grupo de control, el valor 1 corresponde al grupo de hogares que recibieron un crédito de tipo formal y el valor 2 corresponde al grupo de hogares que recibieron un crédito de tipo informal.

La columna (3) muestra los resultados para pobreza multidimensional, los cuales son de particular interés para motivos de este trabajo. Las primeras dos filas muestran el efecto del acceso al crédito en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional entre hogares que recibieron un crédito de tipo formal y hogares que recibieron un crédito de tipo informal respecto de aquellos a los que no se les otorgó ningún crédito. En ambos casos, se encontró que el acceso al crédito (ya sea de tipo formal o informal) impacta negativamente en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional. La magnitud del efecto fue de 8.85 y 22.10 puntos porcentuales, respectivamente. Ambos resultados son significativos, el primero al 5% y el segundo al 1%. La tercera fila corresponde al ATT entre hogares que recibieron un crédito de instituciones formales y hogares que recibieron créditos informales. El efecto estimado indica que recibir un crédito de tipo formal reduce la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional respecto de recibir un crédito de tipo informal en 7.92 puntos porcentuales. El inconveniente con este resultado es que no es significativo, lo que podría indicar que los efectos del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales mexicanos no dependen del tipo de crédito, es decir, lo que mejora la situación de bienestar de los hogares es simplemente contar con algún crédito sin importar si este es de tipo formal o informal.

En las columnas (4) y (5) se presentan los resultados para vulnerabilidad por carencias sociales y vulnerabilidad por ingresos. En el primer caso, el ATT estimado muestra que el acceso a crédito aumenta la probabilidad de que un hogar sea vulnerable por carencias sociales, tanto para hogares a los que se les otorgó un crédito de tipo formal como para los que se les otorgó un crédito de tipo informal. El resultado más interesante es el que se muestra en la tercera fila. Aquí, el ATT indica que tener acceso a créditos formales reduce la probabilidad de ser vulnerable por carencias sociales respecto de tener acceso a créditos informales en 16.50 puntos porcentuales, con un nivel de significancia estadística del 5%. En lo que respecta a vulnerabilidad por ingresos, el valor del ATT indica que tener acceso a créditos formales reduce la probabilidad de ser vulnerable por ingresos respecto de tener acceso a créditos informales en 5.2 puntos porcentuales, sin embargo, no fue posible calcular el valor del estadístico t ya que la matriz de varianzas-covarianzas resultó ser no simétrica y, por lo tanto, no es posible saber si este resultado es o no significativo.

Finalmente, en la columna (6) se estimó el ATT para pobreza multidimensional extrema. Los resultados de las primeras dos filas concuerdan con los encontrados cuando se analizó el efecto del acceso al crédito, pero con un tratamiento binario. El impacto estimado indica que tener acceso a

crédito, ya sea de tipo formal o informal, reduce la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional extremo en 6.41 y 5.77 puntos porcentuales, respectivamente. Para la tercera fila, se estimó también un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional extremo, sin embargo, aunque el efecto tiene el signo esperado, no es estadísticamente significativo.

En conjunto, los resultados de la fila tres nos indica que tener acceso a créditos formales respecto de créditos informales tiene un impacto en la reducción de la pobreza únicamente cuando consideramos pobreza por ingresos (con la línea de bienestar) y vulnerabilidad por carencias sociales. Aunque el signo es el esperado tanto para pobreza multidimensional como pobreza multidimensional extrema, la magnitud del efecto no puede tomarse en consideración pues no existe un nivel de significancia estadística lo suficientemente fuerte. Lo anterior parecería indicar que, indistintamente de si el crédito otorgado al hogar es de tipo formal o informal, tiene un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional, sin embargo, no es posible identificar en qué caso el efecto es más fuerte.

Conclusiones

Haciendo uso de la Encuesta CONEVAL a Hogares Rurales de México 2013, en el presente trabajo se analizó la magnitud y dirección del impacto que tiene el acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales. Dicho impacto fue evaluado desde un enfoque unidimensional y multidimensional. Para llevar a cabo un análisis multidimensional se tomaron en cuenta cuatro dimensiones en el espacio de los derechos sociales (calidad y espacio de la vivienda, acceso a los servicios básicos en la vivienda, rezago educativo y acceso a la alimentación) y una dimensión en el espacio de bienestar (ingreso/gasto). Para estimar los efectos del acceso al crédito se utilizaron dos metodologías, Propensity Score Matching (PSM) e Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW), las cuales a su vez permiten controlar el problema de sesgo por selección que surge cuando se trabaja con datos no experimentales. PSM se utilizó para hacer un análisis bitratamiento, esto es, se estimaron los efectos del acceso al crédito en la pobreza de los hogares rurales, sin importar el tipo de crédito otorgado. Por otro lado, IPTW se utilizó para llevar a cabo un análisis multitratamiento, es decir, se calculó el impacto del acceso al crédito en los hogares, pero diferenciando entre aquellos a los que se les otorgó un crédito de instituciones formales (por ejemplo, banco privados, instituciones de gobierno, etc.) o créditos de tipo informal (amigos, parientes, vecinos, prestamistas informales, etc.). El impacto en cada una de las variables analizadas se estimó en términos del efecto promedio del tratamiento en los tratados, ATT.

Como se discutió en el capítulo anterior, existe evidencia de un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre en prácticamente todas las variables dependientes (pobreza por ingresos, pobreza multidimensional, vulnerabilidad por carencias sociales, vulnerabilidad por ingresos, pobreza multidimensional extrema). La magnitud del impacto varía según el algoritmo que se utilice para calcularlo, sin embargo, la dirección del signo prevalece y, el nivel de significancia estadística se mantiene en casi todos los casos. Dentro de los resultados más importantes derivados del análisis mediante propensity score matching, es recomendable puntualizar los siguientes. En primer lugar, la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos (ya sea tomando como umbral de pobreza la línea de bienestar o la línea de bienestar mínimo) se reduce en promedio en más de 13 puntos porcentuales como resultado del acceso al crédito. Sin embargo, esta reducción puede no estar ligada a una mejora en las condiciones de vida de los hogares rurales, sino ser únicamente un reflejo del aumento en el ingreso y por lo tanto en el gasto de los hogares como consecuencia

del monto de crédito recibido. En segundo lugar y para responder al cuestionamiento anterior, se encontró que el acceso al crédito tiene un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional y pobre multidimensional extremo. En el primer caso, la magnitud oscila entre -8.6 puntos porcentuales cuando se utiliza *Nearest Neighbor*, hasta -13.7 puntos porcentuales cuando se utiliza el algoritmo *Kernel*. Para el segundo caso, el efecto va de -5.0 puntos porcentuales cuando utilizamos el algoritmo *Radius* hasta -7.9 puntos porcentuales con *Stratification*. Tomando en cuenta lo anterior, es posible concluir que el impacto del acceso al crédito en la pobreza se extiende más de allá de un simple aumento en el poder adquisitivo de los hogares, e impacta positivamente aspectos relacionados con la vivienda, educación y alimentación. De manera aislada es posible que no exista un efecto en cada una de las dimensiones, pero si limitamos el análisis al plano unidimensional estaríamos cayendo nuevamente en el error de no considerar la multidimensionalidad del problema.

Los resultados derivados del análisis multitratamiento a través de la metodología IPTW confirman de cierta forma los que se obtuvieron utilizando PSM. Cuando se tomó como grupo de control aquellos hogares que no tuvieron acceso a crédito, se encontró un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos (con la línea de bienestar o la línea de bienestar mínimo) tanto para el grupo de hogares a los que se les otorgó un crédito de tipo formal como para aquellos a los que se les otorgó un crédito de tipo informal. En el primer caso, la probabilidad disminuye en 11.43 puntos porcentuales, mientras que, en el segundo caso, disminuye en 19.69 puntos porcentuales. El resultado es similar cuando se analiza la probabilidad de ser pobre multidimensional y pobre multidimensional extremo, con un impacto negativo y de 8.85 y 6.41 puntos porcentuales, respectivamente. El análisis se vuelve más interesante cuando se estima el ATT entre hogares que recibieron un crédito de alguna institución formal y aquellos que recibieron uno de tipo informal. En este caso, únicamente se obtuvieron resultados estadísticamente significativos cuando se analizó la probabilidad de ser pobre por ingresos (con la línea de bienestar) y vulnerable por carencias sociales. A partir de estos resultados, podemos concluir que el impacto que tienen los créditos de instituciones formales en la pobreza por ingresos es mayor que el que tienen los créditos informales. Sin embargo, esta diferencia no se extiende al caso multidimensional. El resultado es distinto si se analiza la vulnerabilidad por carencias sociales, en este caso el acceso a créditos de tipo formal reduce la probabilidad de que un hogar sea vulnerable por ingresos en 16.50 puntos porcentuales respecto de tener acceso a créditos informales. Lo

anterior puede significar que los créditos de tipo formal se utilizan en mayor medida para solucionar problemas que tengan que ver con la vivienda, con la educación o la alimentación dentro del hogar.

A pesar de las limitaciones en las metodologías PSM e IPTW, como puede ser la posibilidad de que exista un sesgo ocasionado por características no observables, los resultados de esta investigación revelan que el acceso a crédito tiene un impacto positivo en la reducción de la pobreza, ya sea por ingresos o multidimensional. Estos resultados nos permiten sugerir medidas de política orientadas a brindar acceso al crédito a los hogares rurales con mayor vulnerabilidad social, como son los pertenecientes a la Cruzada Nacional contra el Hambre. Promover medidas de política que faciliten la incursión en el sistema financiero a un mayor número de habitantes del sector rural mexicano a través del crédito, sin duda permitiría reducir los niveles de pobreza que aqueja a una enorme proporción de los hogares rurales de México. Lo anterior podría impulsar el acceso a mayores oportunidades laborales para aquellos hogares que se beneficien con el otorgamiento de créditos, que en buena parte se utilizan para impulsar actividades productivas, justo como lo señalan los datos de la presente investigación.

Resulta importante señalar que esta investigación aporta información inédita para contribuir a integrar propuestas de política pública tendientes a fomentar la participación de los hogares en servicios crediticios, poniendo especial énfasis en los hogares que se encuentran en pobreza multidimensional extrema, ya que son estos hogares los que se encuentran más ajenos a los beneficios asociados a los otorgamientos de crédito. Sin duda, este tipo de recomendaciones debe apoyarse con la provisión de mejores servicios a nivel de localidad, como servicios educativos, de comunicación y transporte, con la finalidad de contribuir de manera más efectiva a mejorar el bienestar de las familias en el México rural.

Finalmente, se recomienda verificar la robustez de estos resultados mediante el uso de fuentes alternativas de información o, idealmente, mediante la generación de encuestas que exprofeso tengan como objetivo contribuir de manera directa a los objetivos de investigaciones como esta. Por tanto, las conclusiones de este trabajo no pueden deben tomarse como definitivas y están susceptibles de mejoras mediante la aplicación de otro tipo de datos y metodologías, como pueden ser los experimentos aleatorios controlados.

Bibliografía

- Abadie, A. e Imbens, G. W. (2011). Bias-Corrected Matching Estimators for Average Treatment Effects. *Journal of Business and Economic Statistics*, 29(1), 1-11.
- Alkire, S. y Foster, J. (2009). Counting and Multidimensional Poverty Measurement. OPHI, Working Paper No. 32.
- Alkire, S., Foster, J., Seth, S., Santos, M., Roche, J. y Ballon, P. (2015a). *Multidimensional Poverty Measurement and Analysis*, Oxford: Oxford University Press, ch. 1.
- _____ (2015b). *Multidimensional Poverty Measurement and Analysis*, Oxford: Oxford University Press, ch. 2.
- Angelucci, M., Karlan, D. y Zinman, J. (2015). Microcredit Impacts: Evidence from a Randomized Microcredit Program Placement Experiment by Compartamos Banco. *American Economic Journal*, 7(1), 151-182.
- Attanasio, O., Augsburg, B., De Haas, R., Fitzsimons, E. y Harmgart, H. (2015). The Impacts of Microfinance: Evidence from Joint-Liability Lending in Mongolia. *American Economic Journal*, 7(1), 90-122.
- Austin, P. C. (2011). An Introduction to Propensity Score Methods for Reducing the Effects of Confounding in Observational Studies. *Multivariate Behavioral Research*, 46(3), 399-424.
- Banerjee, A. y Duflo, E. (2011). *Poor Economics: A radical rethinking of the way to fight global poverty*. Public Affairs: Nueva York.
- Banerjee, A., Duflo, E., Glennerster, R. y Kinnan C. (2015). The Miracle of Microfinance? Evidence from a Randomized Evaluation. *American Economic Journal*, 7(1), 22-53.
- Bateman, M. (2011). *Microfinance as a development and poverty reduction policy: is it everything it's cracked up to be?*. Overseas Development Institute.
- Berhane, G. y Gardebroek, C. (2010). Does Microfinance Reduce Rural Poverty? Evidence Based on Household Panel Data from Northern Ethiopia. *American Journal of Agricultural Economics*, 93(1), 43-55.
- Biosca, O. Lenton, P. y Mosley, P. (2011). *Microfinance Non-Financial Services: A Key for Poverty Alleviation? Lessons from Mexico*. Working Paper.
- Chemin, M. (2008). The benefits and costs of microfinance: Evidence from Bangladesh. *Journal of Development Studies*, 44(4), 463-484.
- Chowdhury, M., Ghosh, D. y Wright, R. (2002). *The Impact of Micro-credit on Poverty: Evidence from Bangladesh*. Centre for Economic Policy Research (CEPR) e Institute for the Study of Labour (IZA).
- Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL). (2009). *Metodología para la medición multidimensional de la pobreza en México*. México, D.F.
- _____ (2015). *Medición de la pobreza en México y en las Entidades Federativas 2014*. México, D.F.

- Crepón, B., Devoto, F., Duflo, E. y Pariente, W. (2014). Estimating the impact of microcredit on those who take it up: Evidence from a randomized experiment in Morocco. The Abdul Latif Jameel Poverty Action Lab (J-PAL).
- Cuasquer, H. y Maldonado, R. (2011). Microfinanzas y microcrédito en Latinoamérica Estudios de caso: Colombia, Ecuador, El Salvador, México y Paraguay. Centro de Estudios Monetarios Latinoamericanos. Documento de discusión.
- Esquivel, H. (2010). Medición del efecto de las microfinanzas en México. *Comercio Exterior*, 6(1), 9-27.
- Foster, J., Greer, J. y Thorbecke, E. (1984). A Class of Decomposable Poverty Measures. *Econometrica*, 52(3), 761-766.
- Ghalib, A. Malki, I. e Imai, K. (2015). Microfinance and Household Poverty Reduction: Empirical Evidence from Rural Pakistan. *Oxford Development Studies*, 43(1), 84-104.
- Heckman, J. (1997). Instrumental variables: A study of implicit behavioral assumptions used in making program evaluations. *The Journal of Human Resources*, 32(3), 441-462.
- Heckman, J., Ichimura, H. y Todd, P. E. (1998). Matching as an econometric evaluation estimator: Evidence from evaluating a job training program. *Review of Economic Studies*, 64(4), 605-654.
- Imai, K., Arun, T. y Annim, S. (2010). Microfinance and Household Poverty Reduction: New Evidence from India. *World Development*, 38(12), 1760-1774.
- Imai, K. y Azam, S. (2012). Does Microfinance Reduce Poverty in Bangladesh? New Evidence from Household Panel Data. *The Journal of Development Studies*, 48(5), 633-653.
- Imbens, G. W. (2000). The Role of the Propensity Score in Estimating Dose-Response Functions. *Biometrika*, 87(3), 706-710.
- Imbens, G. W. (2004). Nonparametric estimation of average treatment effects under exogeneity: A review. *Review of Economic and Statistics*, 86(1), 4-29.
- Kakwani, N. (1980). On a Class of Poverty Measures. *Econometrica*, 48(2), 437-446.
- Karlan, D. y Zinman, J. (2009). Expanding Microenterprise Credit Access: Using Randomized Supply Decisions to Estimate the Impacts on Manila. Working Paper.
- Kasali, T., Ahmad, S. y Ean, L. (2015). Does microfinance operation have effect on poverty alleviation in Nigeria?. *European Journal of Contemporary Economics and Management*, 2(2), 54-69.
- Khandker, S. (2005). Microfinance and Poverty: Evidence Using Panel Data from Bangladesh. *The World Bank Economic Review*, 19(2), 263-286.
- Littlefield, E., Morduch, J. y Hashemi, S. (2003). Is Microfinance an Effective Strategy to Reach the Millennium Development Goals?. CGAP Focus Note.
- Lunceford, J. K., y Davidian, M. (2004). Stratification and weighting via the propensity score in estimation of causal treatment effects: A comparative study. *Statistics in Medicine*, 23(19), 2937-2960.
- MkNelly, B. y Dunford, C. (1999). Impacto de Crédito con Educación en las Madres y en la Nutrición de sus Niños Pequeños: Programa CRECER de Crédito con Educación en Bolivia. Trabajo de Investigación No. 5.

- Moffit, R. (1996). Selection bias adjustment in treatment-effect models as a method of aggregation. NBER Technical Working Papers 0187, National Bureau of Economic Research.
- Morduch, J. (1998). Does Microfinance Really Help the Poor? New Evidence from Flagship Programs in Bangladesh. Working Paper.
- Morgan, S. L., y Todd, J. L. (2008). A diagnostic routine for the detection of consequential heterogeneity of causal effects. *Sociological Methodology*, 38, 231–281.
- Naciones Unidas. (2009). Rethinking Poverty: Report on the World Social Situation 2010. Department of Economic and Social Affairs.
- Nawaz, S. (2010). Microfinance and Poverty Reduction: Evidence from a Village Study in Bangladesh. *Journal of Asian and African Studies*, 45(6), 670-683.
- Pitt, M. y Khandker, S. (1998). The Impact of Group-Based Credit Programs on Poor Households in Bangladesh: Does the Gender of Participants Matter?. *Journal of Political Economy*, 106(5), 958-996.
- Ray, D. (1998). *Development Economics*. Estados Unidos: Princeton University Press.
- Robins, J. M., Hernan, M. A., y Brumback, B. (2000). Marginal structural models and causal inference in Epidemiology. *Epidemiology*, 11(5), 550–560.
- Rosenbaum, P. y Rubin, D. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55.
- Rosenbaum, P. y Rubin, D. (1985). Constructing a control group using multivariate matched sampling methods that incorporate the propensity score. *The American Statistician*, 39, 33-38.
- Rosenbaum, P. R. (1987). Model-based direct adjustment. *The Journal of the American Statistician*, 82, 387–394.
- Rubin, D. B. (1973). Matching to remove bias in observational studies. *Biometrics*, 29(1), 159-183.
- Rudd, A. (2011). Microfinance as a Poverty Alleviant: Have we give it too Much Credit?. Working Paper.
- Sen, A. (1976). Poverty: An Ordinal Approach to Measurement. *Econometrica*, 44(2), 219-231.
- Tarozzi, A., Desai, J. y Johnson, K. (2015). The Impacts of Microcredit: Evidence from Ethiopia. *American Economic Journal*, 7(1), 54-89.

Índice de cuadros

Cuadro 1. Dimensiones consideradas y criterios utilizados para la identificación de los hogares vulnerables.....	19
Cuadro 2. Tipos de créditos, prestamistas más frecuentes por tipo de crédito y usos de los créditos.....	21
Cuadro 3. Estadísticas descriptivas para variables seleccionadas.....	24
Cuadro 4. Efectos marginales de distintas especificaciones del modelo Probit para el acceso al crédito de los hogares.....	25
Cuadro 5. Estimaciones de pobreza unidimensionales.....	36
Cuadro 6. Pobreza en el espacio de derechos sociales.....	38
Cuadro 7. Estimaciones de pobreza multidimensional.....	39
Cuadro 8. Efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) y estadístico t para las distintas variables dependientes.....	42
Cuadro 9. Efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) y estadístico t para los tres niveles de tratamiento.....	46

Índice de figuras

Figura 1. Área de soporte común para el propensity score.....	41
Figura 2. Área de soporte común para los tres niveles de tratamiento.....	45