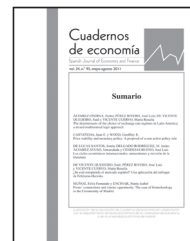




Asociación
Cuadernos
de economía

Cuadernos de economía

www.cude.es



ARTÍCULO

Pobreza y uso de crédito en los hogares rurales de México

Jorge Mora-Rivera ^{a *}, Edwin van Gameren ^b y Fernando García-Mora ^c

^a Tecnológico de Monterrey, Campus Ciudad de México, México. Correo electrónico: jjmora@tec.mx

^b El Colegio de México A. C., Ciudad de México, México. Correo electrónico: egameren@colmex.mx

^c El Colegio de México A. C., Ciudad de México. Correo electrónico: fernando.garcia@colmex.mx

JEL CODES

C21; G21; I32; O15

KEYWORDS:

Rural households;
Poverty;
Treatment;
Multitreatment;
Credit

Abstract: In this paper we use data from the CONEVAL Rural Households Survey 2013 to estimate the impact of using a credit on multidimensional poverty of rural households. Applying treatment and multitreatment techniques, the results of this research show that the use of a credit reduces the probability of being poor. However, when implementing the multitreatment methodology, no differentiated impacts on poverty reduction by the type of credit used are identified. Overall, these findings allow us to suggest policy measures aimed at encouraging the inclusion in the financial system of households with greater social vulnerability and thereby reducing the poverty levels that an important segment of Mexican rural households suffers from.

CÓDIGOS JEL

C21; G21; I32; O15

PALABRAS CLAVE:

Hogares rurales;
Pobreza;
Tratamiento;
Multitratamiento;
Crédito

Resumen: En este trabajo se utilizan datos de la Encuesta CONEVAL a Hogares Rurales de México 2013 (EnChor 2013) para estimar el impacto que tiene el uso de crédito en la pobreza multidimensional de los hogares rurales. Empleando técnicas de tratamiento y multitratamiento, los resultados de esta investigación muestran que existe un impacto negativo en la probabilidad de ser pobre como consecuencia de utilizar algún tipo de crédito. Sin embargo, al implementar la metodología de multitratamiento se identificó que los impactos en la reducción de la pobreza no están diferenciados por el tipo de crédito empleado. Estos hallazgos permiten sugerir medidas de política orientadas a incentivar la inclusión en el sistema financiero de los hogares con mayor vulnerabilidad social y con ello reducir los niveles de pobreza que padece un segmento importante de los hogares rurales mexicanos.

* Autor para correspondencia. Correo electrónico: jjmora@tec.mx

1. Introducción

No existe una característica más visible del subdesarrollo que la pobreza. Durante muchos años los economistas han buscado distintos mecanismos para combatirla y erradicarla (Banerjee y Duflo, 2011; Naciones Unidas, 2009). Sin embargo, estimaciones del Banco Mundial señalan que en 2013 aproximadamente 770 millones de personas (10.7% de la población mundial) vivían con menos de 1.9 dólares al día (Banco Mundial, 2016). A partir de la década de los noventa, se ha considerado que las microfinanzas son un mecanismo clave para brindar acceso a los mercados de crédito a una proporción importante de la población que vive en países subdesarrollados y con ello se han convertido en una herramienta fundamental para el combate a la pobreza (Kasali et al., 2015; Bateman, 2011).

No obstante, en la literatura especializada no existe consenso respecto al efecto que el uso de crédito, a través de las microfinanzas, tiene en la pobreza. Por un lado, se encuentran estudios que identifican impactos positivos en la reducción de la pobreza (Sultana et al., 2017; Sani et al., 2017; Khandker y Samad, 2016; Ghalib et al., 2015; Imai y Azam, 2012; Imai et al., 2010; Khandker, 2005; Pitt y Khandker, 1998). Por otro lado, existen investigaciones que encuentran un impacto nulo o incluso negativo para el mismo objetivo (Banerjee y Jackson, 2017; Tarozzi et al., 2015; Morduch, 1998). Entre estas dos posturas se encuentran aquellos que argumentan que las microfinanzas no son una solución absoluta, sin embargo, sí contribuyen a mejorar la situación de las personas que viven en pobreza (Banerjee et al., 2015; Crepón et al., 2015; Attanasio et al., 2015; Karlan y Zinman, 2009).

Erradicar la pobreza en México es uno de los retos más grandes que existen. De acuerdo con cifras del Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL), 43.6% de la población mexicana (53.4 millones) se encontraba en situación de pobreza en 2016. El escenario es aún más crítico para los hogares que habitan en zonas rurales, en ese mismo año se identificó que 58.2% de esta población vivía en dicha condición (CONEVAL, 2017a). Para contribuir a solucionar el problema, se han creado instituciones encargadas de ampliar la oferta de servicios financieros en el sector rural (créditos, seguros, transferencias monetarias y medios de pago) (Platas et al., 2011; Bouquet, 2007); sin embargo, a pesar de los esfuerzos realizados para crear estas instituciones el conocimiento acerca de sus efectos en la pobreza es limitado.

El objetivo de este artículo es identificar el impacto que tiene el uso de crédito en la pobreza multidimensional de los hogares rurales de México, distinguiendo el origen del crédito, ya sea de carácter formal o informal. Analizar dicho efecto enfrenta el evidente desafío de sesgo por autoselección; esto es, los hogares que utilizaron algún tipo de crédito pueden tener ciertas características sociodemográficas y económicas distintas a aquellos que no lo hicieron. Para minimizar este problema, en la presente investigación se emplean dos metodologías alternativas y complementarias: *Propensity Score Matching (PSM)* e *Inverse Probability Weighting (IPW)*. La primera de ellas permite analizar el impacto del uso de crédito en la pobreza sin hacer distinción entre el tipo de crédito; por su parte, la segunda

proporciona la posibilidad de distinguir los efectos diferenciados entre el uso de crédito formal e informal. Los datos utilizados provienen de la Encuesta CONEVAL a Hogares Rurales de México 2013 (EnChor 2013). Esta encuesta permite obtener información sobre las características socioeconómicas de los miembros de los hogares, de sus actividades productivas, el acceso y la participación en los sistemas financieros formales e informales, y del acceso a la alimentación. Así mismo, dicha información posibilita el cálculo de la pobreza desde un enfoque multidimensional.

Esta investigación es importante por varias razones. En primer lugar, si bien se ha logrado que alrededor del 73% de los municipios mexicanos tengan al menos un punto de acceso al sector bancario (banca comercial y de desarrollo) y a las entidades de crédito y ahorro popular (cooperativas y microfinancieras) (Peña et al., 2014), resulta indispensable analizar si esta expansión en la oferta de servicios financieros ha impactado los niveles de pobreza de la población rural. Segundo, aunque existen estudios que contribuyen a explicar el vínculo entre microcréditos y pobreza en México (Cuasquer y Maldonado, 2011; Esquivel, 2010), son pocos los que emplean alguna metodología formal para analizar esta relación (Angelucci et al., 2015; Biosca et al., 2011). En tercer lugar, para México, este artículo es pionero en implementar dos metodologías de efectos de tratamiento para evaluar el impacto del uso de crédito en la pobreza multidimensional de los hogares rurales. Más aún, es el primero en utilizar una técnica multitratamiento para estimar el impacto diferenciado del crédito formal e informal en la pobreza. Cuarto, estudiar este problema resulta relevante pues permite sugerir medidas de política orientadas a promover la incorporación de un mayor número de habitantes del sector rural en los mercados financieros, lo que podría contribuir a reducir la pobreza que aqueja a una enorme proporción de hogares rurales.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera. La segunda sección contiene una revisión de la bibliografía relevante en el tema. Los datos y las estadísticas descriptivas se presentan en la sección tres. En la cuarta sección se presentan las metodologías utilizadas para estimar el efecto del uso de crédito en la pobreza, mientras que en la sección cinco se reportan y discuten los resultados. Finalmente, en la sección seis se presentan las conclusiones y recomendaciones de política.

2. Revisión de la literatura

La bibliografía que estudia la relación entre pobreza y microfinanzas es amplia y muy variada. Mientras que pocos estudios a nivel micro demuestran que los participantes de los programas de microfinanzas han mejorado progresivamente para escapar de la pobreza (Hossain y Zahra, 2008; Matin et al., 2008), la mayor parte de los trabajos que realizan evaluaciones de impacto a los grandes programas de microfinanzas encuentran resultados contradictorios (Crepón et al., 2015; Ghalib et al., 2015; Tarozzi et al., 2015), provocando desacuerdos entre los académicos acerca de la efectividad de las microfinanzas para erradicar la pobreza.

En un extremo de la balanza están aquellos estudios que encuentran efectos positivos de las microfinanzas en la

reducción de la pobreza. Por ejemplo, en su trabajo pionero, Pitt y Khandker (1998) estiman el impacto que tiene la participación, por género, en tres de las más grandes instituciones de microfinanzas (IMFs) en Bangladesh y encuentran un efecto positivo en el gasto del hogar, activos en posesión de la mujer, oferta de trabajo y asistencia escolar. Resultados más recientes para este país muestran que la educación de las mujeres determina en gran parte el monto de crédito solicitado por el hogar y que el aumento en el gasto derivado del crédito incrementa la probabilidad de escapar del círculo de la pobreza (Khandker, 2005). En esta misma línea se encuentran las investigaciones realizadas por Imai et al. (2010) en la India y por Ghalib et al. (2015) en Pakistán. Ambos estudios emplean técnicas de tratamiento para estimar el impacto de las microfinanzas en la pobreza. En el primer caso, los autores encuentran resultados positivos para la mayoría de los indicadores de bienestar analizados; mientras que en el segundo caso, se identifican impactos positivos en el gasto en salud, en el ingreso y en algunas características de las viviendas (tales como el suministro de agua, el material de construcción del techo y las paredes).

Existe un conjunto de investigaciones que, a pesar de no concluir que las microfinanzas contribuyen a disminuir la pobreza, sí encuentran efectos positivos en algunos aspectos analizados (Crepón et al., 2015; Attanasio et al., 2015; Banerjee et al., 2015; Karlan y Zinman, 2009). Dentro de estos trabajos destacan el de Crepón et al. (2015) y el de Banerjee et al. (2015), quienes hacen uso de experimentos aleatorios para controlar el problema de sesgo por autoselección. Crepón et al. (2015) evalúan uno de los programas de microcréditos más grande de Marruecos y encuentran que, para aquellos hogares con mayor probabilidad de recibir un crédito basándose en características ex-ante, los créditos incrementan la inversión en activos y los beneficios de sus negocios; sin embargo, este incremento en los beneficios se contrarresta por una reducción en los ingresos por trabajo, de tal forma que, en conjunto, no existe ninguna ganancia en el ingreso de los hogares. Por su parte, Banerjee et al. (2015) determinan los impactos de uno de los programas de microcréditos que existen en la ciudad de Hyderabad en India. Estos autores encuentran incrementos en la inversión y los beneficios de los pequeños negocios, a pesar de que el consumo no aumentó de manera significativa. De igual forma, no encuentran evidencia de cambios relevantes en salud, educación y 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.

Los estudios anteriores coinciden en que las microfinanzas pueden, en mayor o menor medida, ayudar a reducir la pobreza en el mundo en desarrollo. Sin embargo, existe otro grupo de investigaciones que encuentran resultados contrapuestos (Tarozzi et al., 2015; George, 2006; Morduch, 1998; Goetz y Gupta, 1996). En su estudio, Morduch (1998) utiliza la misma encuesta que emplean Pitt y Khandker (1998) y encuentra resultados completamente opuestos; dentro de los cuales destaca que el acceso a las microfinanzas no ocasiona un aumento significativo en el consumo ni en el nivel

de educación de los hijos de los beneficiarios de los microcréditos. En un estudio efectuado en Etiopía, Tarozzi et al. (2015) evalúan los impactos de un incremento en el uso de microcréditos mediante un experimento aleatorio. A diferencia del trabajo de Banerjee et al. (2015), en este estudio 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 resultados señalan que, a pesar del enorme incremento en el número de microcréditos otorgados en las áreas tratadas, no existe un impacto positivo en el ingreso de actividades agrícolas, crianza de animales, autoempleo no agrícola, oferta de trabajo, escolaridad y en el empoderamiento de la mujer.

2.1 El mercado financiero rural en México

En el caso de México, la evolución de los mercados financieros rurales puede dividirse en tres grandes etapas. Hasta finales de los años 80, el objetivo principal consistía en proporcionar acceso masivo a créditos agropecuarios subsidiados, a través de la banca pública de desarrollo agropecuario BANRURAL (De La Vega et al., 2013; Bouquet, 2007). Entre 1989 y finales de los años 90, el objetivo fue lograr un ajuste estructural y promover la libre participación de los mercados privados. Sin embargo, a pesar de esta liberalización de los mercados, el vacío dejado por la banca de desarrollo no fue llenado por la banca comercial, la cual no estaba interesada en este segmento del mercado, ni por el sector financiero no bancario, que en aquellos años se encontraba muy poco desarrollado (Bouquet, 2007). Durante este periodo, se observó un desplome de la cobertura financiera y un aumento de las desigualdades de acceso a favor de los productores más grandes.

Hacia principios del presente siglo, se registraron cambios importantes en la manera en que se concebía la demanda de servicios financieros rurales, dejando de lado la idea del habitante rural únicamente como productor agropecuario¹. A partir de ese momento, se dio paso a la diversidad de sistemas productivos y de economías familiares que coexisten en el sector rural y que se traducen en necesidades diferentes en materia de servicios financieros (Buchenau y Del Angel, 2007). Esta nueva fase de las finanzas rurales se orientó hacia la construcción de un sector financiero rural enfocado en la atención de los segmentos de la población que se encuentran excluidos de la banca comercial (Platas et al., 2011). Este nuevo paradigma se fundamentó en la idea de que la población rural, aun aquella en situación de pobreza, está en la mayoría de los casos dispuesta a, y es capaz de, pagar el costo de los servicios financieros, siempre y cuando éstos respondan a sus necesidades (Bouquet, 2007; Platas et al., 2011).

A pesar del crecimiento del sector financiero rural mexicano, existen pocos estudios encargados de analizar los efectos de dicha expansión en las condiciones de vida de la población rural, y en específico, su impacto en los niveles de pobreza. La mayoría de estos trabajos efectúan un aná-

¹ En las zonas rurales de México, más del 50% del ingreso familiar proviene de actividades no agropecuarias, e incluso muchas de éstas se realizan fuera de la localidad (Mora-Rivera y Cerón, 2015; Platas et al., 2011).

lisis descriptivo del fenómeno, sin emplear metodologías cuantitativas que permitan verificar sus resultados (Cuasquer y Maldonado, 2011; Esquivel, 2010). Por ejemplo, Cuasquer y Maldonado (2011) realizan un análisis de casos en cooperativas microfinancieras y señalan que el número de instituciones involucradas en este mercado es considerable; sin embargo, el nivel de profundización de sus actividades sigue siendo bajo y por ende, una proporción importante del mercado queda desatendido. Por su parte, el trabajo de Esquivel (2010) concluye que la metodología y los datos empleados en su análisis carecen de información suficiente para señalar con certidumbre si las instituciones microfinancieras son capaces de reducir la pobreza.

Mención especial merece el trabajo de Angelucci et al. (2015) quienes haciendo uso de un experimento aleatorio estiman el impacto a nivel comunidad de una expansión en los créditos grupales otorgados por Compartamos Banco.² La aleatorización se llevó a cabo en la zona nor-central de Sonora, un área donde no se habían otorgado créditos previamente, y se estimó el efecto promedio para 37 indicadores que abarcan seis dimensiones de resultados: micro emprendimiento, ingreso, oferta de trabajo, consumo, estatus social y bienestar subjetivo. Los resultados indican evidencia de un incremento en los ingresos y en los gastos de los negocios de los hogares tratados; sin embargo, no encuentran efecto en los beneficios. El efecto del tratamiento estimado en la mayoría de los indicadores relacionados 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 aquellos indicadores que son significativos, resultó ser bastante pequeña. En conclusión, el impacto estimado para la mayoría de los indicadores analizados no puede considerarse un elemento que impacte positivamente en las condiciones de vida de los hogares tratados.

3. Datos y estadísticas descriptivas

3.1 La base de datos

Los datos utilizados en esta investigación provienen de la EnChor 2013. El objetivo fundamental de esta encuesta fue evaluar el desempeño de la Cruzada Nacional Contra el Hambre (Cruzada),³ recabando información durante el periodo noviembre de 2012 a octubre de 2013. En total se encuestaron 125 localidades, de las cuales 62 pertenecen al conjunto de localidades Cruzada y 63 al conjunto de localidades No Cruzada. El diseño y selección de la muestra permite obtener resultados representativos a nivel nacional, para los 400 municipios de la Cruzada y para los municipios

no Cruzada del país.⁴ El tamaño de la muestra fue de 2,530 hogares rurales, de los cuales se eliminaron 19 que presentaron carencia de información importante en las distintas secciones de la encuesta. De los 2,511 hogares restantes, fue posible identificar que 9% de ellos reportaron haber utilizado algún tipo de crédito.

3.2 Dimensiones de pobreza e identificación de los hogares en situación de pobreza multidimensional

Uno de los ejes principales de esta investigación consiste en estudiar la pobreza desde una perspectiva multidimensional. De acuerdo con el CONEVAL (2009), la pobreza multidimensional puede entenderse como una serie de carencias definidas en múltiples dominios. En México, a través de la Ley General de Desarrollo Social (LGDS) es posible identificar dos grandes enfoques necesarios para analizar la pobreza multidimensional: el enfoque de 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; al respecto, las dos mejores opciones son utilizar el ingreso o gasto total per cápita 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).

Tomando esto en consideración y con la información disponible en la EnChor 2013, fue posible crear 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 utilizó el gasto total per cápita. La tabla 1 muestra las cinco dimensiones consideradas y se enlistan los criterios empleados para la identificación de los hogares en situación de pobreza en cada una de ellas.

Ahora bien, es necesario hacer dos aclaraciones respecto a los criterios utilizados para identificar los hogares vulnerables. La primera es que para determinar si un hogar se encontraba en situación de carencia por rezago educativo no se consideró al jefe del hogar (ver tabla 1). La decisión de no incluir al jefe del hogar obedece al hecho de que, en aproximadamente 70% de los hogares de la muestra, el jefe del hogar no terminó el nivel de educación secundaria, por lo que incluirlo sesgaría de manera considerable las estimaciones de pobreza. La segunda es que se utilizó el gasto total per cápita del hogar como una aproximación del ingreso total per cápita. Al respecto, la bibliografía señala que el gasto es una variable que en general se subestima menos que el ingreso, fundamentalmente porque los individuos tienen una tendencia importante a subreportar sus ingresos (Damián, 2017; Cortés, 2001). Por lo tanto, se consideró que un hogar era pobre por ingresos si el gasto total per cápita fue inferior a la línea de bienestar rural o a la línea de bienestar mínimo rural.

Para identificar a los hogares que se encuentran en situación de pobreza multidimensional se siguió la metodología

² Compartamos Banco es un banco especialista en microfinanzas que opera en México y en América Latina, con más de 2.5 millones de clientes, la mayoría de los cuales pertenecen a los segmentos de ingresos bajos de la población (ABM, 2011).

³ La Cruzada Nacional Contra el Hambre (Cruzada) es una estrategia coordinada por el Gobierno Federal de México, cuyo objetivo es que la población supere su condición simultánea de carencia alimentaria y pobreza extrema. Esta población constituye la población objetivo de la Cruzada, y en 2010 ascendía a 7.4 millones de personas distribuidas en todo el país (CONEVAL, 2017b).

⁴ El diseño de la encuesta supone que el universo está conformado por localidades entre 500 y hasta 2,499 habitantes. Los microdatos de la EnChor están disponibles en <http://www.coneval.org.mx/Paginas/Busqueda.aspx?k=enchor>

Tabla 1. Dimensiones consideradas y criterios utilizados para la identificación de los hogares en situación de pobreza

Calidad y espacios de la vivienda ^{/1}	Acceso a los servicios básicos de la vivienda ^{/1}	Acceso a la alimentación ^{/2}	Rezago educativo ^{/3}	Pobreza por ingresos ^{/4}
Material utilizado en la construcción de los techos ^{/5}	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 rural o inferior a la línea de bienestar mínimo rural
Material utilizado en la construcción de los muros ^{/5}	No cuenta con servicio de drenaje			
Hacinamiento mayor a 2.5 ^{/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 vulnerables por acceso a la alimentación, se utilizó la misma escala de seguridad alimentaria que la del CONEVAL. En esta escala se identifican cuatro posibles niveles de inseguridad alimentaria: inseguridad alimentaria severa, inseguridad alimentaria moderada, inseguridad alimentaria leve y seguridad alimentaria. Un hogar se consideró vulnerable si presentaba un grado de inseguridad alimentaria moderada o severa.

3/ De acuerdo con la Norma de Escolaridad Obligatoria del Estado Mexicano (NEOEM), 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).

4/ Para identificar a los hogares pobres por ingresos se utilizaron dos umbrales. El primero es la línea de bienestar rural, que para el periodo noviembre de 2012 a octubre de 2013 fue de \$18,517.5 (1,451.17 dólares americanos) anuales. El segundo es la línea de bienestar mínimo rural, que para el mismo periodo fue de \$9,976.5 (781.82 dólares americanos) anuales.

5/ En cada criterio se consideraron las siguientes características para identificar a los hogares vulnerables por calidad y espacios de la vivienda:

- Si el material con el cual está construido el techo de la vivienda es de cartón, piedra o lodo.
- Si el material con el cual están construidos los muros de la vivienda es de madera y/o lámina, palma, hoja de yeso o no tiene paredes.
- El número de personas por cuarto es mayor a 2.5.

oficial de México. El primer paso consiste en crear un índice de privación; para ello, se construyen cuatro variables indicadoras que sirven para identificar a los hogares vulnerables en cada una de las dimensiones del espacio de los derechos sociales. Una vez que se tiene asociado un valor del índice para cada hogar, éste se considera vulnerable en el espacio de los derechos sociales si el valor de dicho índice es mayor a cero, es decir, cuando el hogar padece al menos una de las cuatro carencias sociales (CONEVAL, 2009).

El siguiente paso consiste en identificar aquellos hogares vulnerables por ingresos. Para lograrlo se utilizaron dos umbrales: la línea de bienestar rural y la de bienestar mínimo rural. La línea de bienestar permite determinar cuáles son los hogares que no cuentan con los recursos suficientes para adquirir los bienes y servicios que requieren

para satisfacer sus necesidades alimentarias y no alimentarias. Por su parte, 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 pueden adquirir lo indispensable para tener una nutrición adecuada (CONEVAL, 2009). Finalmente, la conjugación del índice de privación y la línea de bienestar hace posible reconocer con precisión el conjunto de hogares en situación de pobreza multidimensional.

De manera adicional, a partir de la línea de bienestar mínimo y del umbral de privación extrema (tres carencias o más), es posible determinar, dentro del grupo de hogares en situación de pobreza multidimensional, aquellos que se encuentran en situación de pobreza multidimensional extrema (CONEVAL, 2009).

Tabla 2. Estimaciones de pobreza

Situación de pobreza	Total de hogares	Hogares que utilizaron crédito	Hogares que no utilizaron crédito
Pobres por ingresos (línea de bienestar)	76%	61%	78%
Pobres por ingresos (línea de bienestar mínimo)	47%	27%	49%
Pobres multidimensionales	69%	56%	70%
Pobres multidimensionales extremos	20%	12%	21%

Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

En la tabla 2 se presentan las estimaciones de pobreza (por ingresos y multidimensional). Los resultados de pobreza por ingresos muestran que 76% de los hogares tiene un ingreso inferior a la línea de bienestar mínimo; y más importante aún, 47% de los hogares no tienen un ingreso total per cápita suficiente para cubrir las necesidades de alimentación básicas. En lo que a pobreza multidimensional se refiere, destaca que 69% de los hogares se encuentra en esta condición y 20% en situación de pobreza multidimensional extrema. Además, si se analizan los resultados para cada estado del tratamiento observamos que el porcentaje de hogares en situación de pobreza por ingresos o multidimensional es más bajo en el grupo de hogares que utilizaron algún tipo de crédito.

3.3 Estadísticas descriptivas

Dada la información contenida en la EnChor, es posible agrupar los créditos en dos grandes divisiones, créditos otorgados por una institución formal (bancos privados, instituciones de gobierno, cooperativas de ahorro y préstamo) y créditos otorgados por un prestamista de tipo informal (amigos, parientes, vecinos, prestamistas). El número de créditos formales representan 6.69%, mientras que el número de créditos de tipo informal el 2.31% restante.⁵ El uso que los hogares le dieron a los créditos, sin distinguir entre formales e informales, fue principalmente para: la compra, construcción o mejoramiento de la vivienda (25%); actividades agropecuarias (19%); compra o reparación de maquinaria, autos y la construcción de un local para negocio (16%); gastos en salud (13%) y gastos en educación (9%).

Autores como Peña et al. (2014), Campero y Kaiser (2013) y Hoyo et al. (2013) señalan que las barreras más importantes en el mercado financiero rural mexicano son la insuficiencia o variabilidad del ingreso y el acceso a la información, las cuales están influidas por variables que denotan vulnerabilidad individual (edad, educación, activos productivos, riqueza acumulada), variables relacionadas con la comunidad (tamaño de la localidad y acceso a redes de comunicación) y variables relacionadas con el acceso a los mercados

financieros. En línea con esta idea, la tabla 3 presenta las estadísticas descriptivas de las variables que determinan el acceso y uso de crédito agrupadas en tres conjuntos: 1) aquellas relacionadas con las características individuales del jefe del hogar; 2) las que están vinculadas con elementos propios de la unidad familiar; y 3) variables que dan cuenta de las condiciones de contexto sobre el acceso a los mercados de crédito que prevalecen en cada localidad. Dichas estadísticas se presentan para el total de la muestra y para cada grupo de hogares (beneficiarios y no beneficiarios; es decir, hogares que utilizaron algún crédito y aquellos que no lo hicieron).

Angelucci et al. (2015), Attanasio et al. (2015), Banerjee et al. (2015) y Karlan y Zinman (2009) son algunos de los autores que incorporan las características del jefe del hogar como determinantes del acceso y uso de crédito. En nuestro caso, los datos señalan que en 81% de los hogares el jefe es hombre, con una edad promedio cercana a los 49 años. El análisis del nivel de educación del jefe del hogar revela que 17.2% no tiene ningún tipo de instrucción, 23% terminó el nivel de educación primaria, y solamente 19% terminó la secundaria (ver tabla 3). Por último, se esperaría que los hogares en donde el jefe hable alguna lengua indígena tengan menor probabilidad de utilizar créditos. Los datos muestran que en 22% de los hogares el jefe habla alguna lengua indígena y de este porcentaje, únicamente 4.6% utilizó algún tipo de crédito.

En lo que se refiere al segundo conjunto de variables, se incluyeron, al igual que lo hacen autores como Tarozzi et al. (2015), Banerjee et al. (2015), Crepón et al. (2015), Karlan y Zinman (2009), Chowdhury et al. (2002) y McNelly y Dunford (1999), características sociodemográficas y productivas del hogar. Estos autores señalan que los hogares rurales se caracterizan por tener un número mayor de integrantes en comparación con aquellos que viven en localidades urbanas y, por tener un número de cuartos generalmente reducido. El tamaño promedio del hogar en la muestra fue de 5.08 integrantes, de los cuales 1.4 son niños menores de 16 años. Por su parte, el número de cuartos, sin contar la cocina ni el baño, fue de 2.76 (ver tabla 3). Siguiendo a Razzaque (2010), Khandker (2005), Chowdhury et al. (2002) y Pitt y Khandker (1998), se analizaron dos variables adicionales que se consideran determinantes en el uso de créditos: la escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar y la proporción de miembros del hogar con buena salud. Para la primera, se encontró que la media del total de la muestra fue de 7.87 años, sin embargo, este resultado difiere entre los dos grupos de hogares, 9.40 y 7.72 años en los hogares beneficiarios y no beneficiarios, respectivamente. El valor promedio para la segunda variable fue de 0.55, lo que sig-

⁵ En los hogares de la muestra que emplearon algún crédito fue posible ubicar a cinco de ellos que utilizaron créditos de ambos tipos (formal e informal). En este trabajo se decidió ubicar a estos hogares dentro del grupo de hogares que recibieron un crédito de tipo formal, este procedimiento responde al hecho de que el monto promedio de los créditos formales utilizados por estos cinco hogares es más del doble que el monto promedio de los créditos informales; además de que los costos de transacción asociados a obtener un crédito formal son mayores a los relacionados con los créditos informales.

nifica que poco más de la mitad de los integrantes de los hogares reportaron tener buena salud.

Por su parte, Tarozzi et al. (2015), Ghalib et al. (2015), Berhane y Gardebroke (2010), Swain et al. (2008), Chowdhury et al. (2002) y Pitt y Khandker (1998) sugieren incorporar en el análisis las características productivas de los hogares. En nuestra muestra, los resultados encontrados señalan que 30% de los hogares analizados reportaron tener una parcela agrícola. Adicionalmente, se encontró que la superficie promedio de estas parcelas fue de 3.52 hectáreas; sin embargo, la variación en la extensión de tierra es considerable, es decir, hay hogares con parcelas muy pequeñas y hogares con parcelas de hasta 40 hectáreas.

El tercer conjunto de variables está conformado por las que se refieren a las características de las localidades. Siguiendo la recomendación de Banerjee et al. (2015), Crepón et al. (2015), Attanasio et al. (2015), Tarozzi et al. (2015) y Hoyo et al. (2013), se analizaron tres variables, la existencia de instituciones financieras formales, de prestamistas informales y el acceso a señal de celular en la localidad. Los datos muestran que el 16% de los hogares están ubicados en localidades donde existe algún tipo de institución financiera formal, mientras que 25% residen en localidades con algún tipo de prestamista informal y el 71% de las localidades cuenta con señal de telefonía celular.

Tabla 3. Estadísticas descriptivas

Variable	Total de la muestra ^{1/}		Medias para los dos grupos de hogares	
	Media	Desviación estándar	Beneficiarios ^{1/}	No beneficiarios ^{1/}
Características del jefe del hogar				
Sexo del jefe del hogar (hombre)	0.81	0.39	0.85	0.81
Edad del jefe del hogar	48.90	16.40	47.42	49.03
El jefe del hogar habla alguna lengua indígena ^{2/}	0.22	0.41	0.11	0.23
Educación del jefe del hogar (primaria completa)	0.23	0.42	0.24	0.22
Educación del jefe del hogar (secundaria completa)	0.19	0.39	0.23	0.20
Educación del jefe del hogar (preparatoria o más)	0.11	0.31	0.15	0.11
Características del hogar				
Número de niños en el hogar (< 16 años)	1.40	1.42	1.61	1.38
Escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar	7.87	4.24	9.40	7.72
El hogar recibe transferencias del gobierno ^{2/}	0.53	0.50	0.53	0.53
Número de cuartos en el hogar	2.76	1.42	3.13	2.72
Proporción de miembros del hogar con buena salud	0.55	0.34	0.52	0.55
El hogar tiene tierra agrícola ^{2/}	0.30	0.46	0.29	0.30
Superficie de la tierra agrícola ^{3/}	3.52	5.07	5.17	3.38
Características de la localidad				
Instituciones financieras formales en la localidad ^{2/}	0.16	0.37	0.24	0.15
Prestamistas informales en la localidad ^{2/}	0.25	0.44	0.31	0.25
Señal de celular en la localidad ^{2/}	0.71	0.45	0.81	0.70

Fuente: elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

1/ El número total de hogares es 2,511, de los cuales 2,285 no fueron beneficiarios y 226 sí.

2/ 1 = sí, 0 = no.

3/ Se consideraron únicamente los 749 hogares que reportaron tener tierra agrícola.

4. Metodología

La idea básica para estimar el efecto del crédito en la pobreza consiste en asumir que utilizar algún crédito es como recibir un “tratamiento”, de tal forma que lo que se quiere medir es el impacto de dicho tratamiento en una variable resultado. Para lograr lo anterior es necesario calcular la diferencia en la variable resultante atribuida al hecho de haber recibido el tratamiento. En primera instancia, se consideran las diferencias en los distintos indicadores de pobreza entre los hogares que recibieron algún crédito y aquellos que no lo hicieron (sección 4.1). En segundo lugar, el análisis se extiende a un análisis de multitratamiento, comparando la pobreza entre hogares receptores de un crédito formal, de un crédito informal, y aquellos sin ningún crédito (sección 4.2).

4.1 Propensity Score Matching para un tratamiento binario

Una forma de estimar la diferencia en los niveles de pobreza entre los hogares con y sin crédito es mediante el enfoque estándar de matching (Rubin, 1973). De acuerdo con este enfoque, para cada hogar i , con $i = 1, 2, \dots, N$, se define el efecto del tratamiento, Δ_i , como la diferencia entre ser “tratado” y “no tratado”:

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

donde Y_i^1 y Y_i^0 representan los resultados potenciales para tratados y no tratados, respectivamente. Para cada hogar i

sólo es posible observar un resultado, mientras que el otro es un escenario contrafactual que no se puede obtener a partir de los datos.

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

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

donde Δ_{ATT} mide la diferencia entre el resultado esperado con y sin tratamiento para aquellos hogares que recibieron dicho tratamiento y D es una variable indicadora del estado ($D=1$ cuando se recibió el tratamiento y $D=0$ cuando no fue así). La ecuación (2) presenta el problema de inobservabilidad, esto es, sin supuestos adicionales no es posible estimar el término $E(Y^0 | D=1)$, el resultado hipotético que se habría obtenido si los hogares tratados no hubieran recibido el tratamiento. La ecuación (2) puede expresarse de la siguiente forma:

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

donde se pueden estimar los términos del lado izquierdo. Sin embargo, generalmente estos no proporcionan el Δ_{ATT} . Particularmente, este efecto puede identificarse únicamente cuando el sesgo es cero, es decir, cuando $E(Y^0 | D=1) = E(Y^0 | D=0)$. Cuando se trabaja con datos no experimentales, por lo general esta condición no se cumple, puesto que las variables que determinan la decisión de participación también contribuyen a explicar la variable dependiente. Por consiguiente, el resultado para los hogares tratados será distinto incluso en la ausencia del tratamiento, ocasionando el problema de sesgo por auto-selección.

Para obtener estimaciones insesgadas del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) la literatura sugiere implementar procedimientos tales como *matching* por covariables o *propensity score matching* (Abadie e Imbens, 2011; Rosenbaum y Rubin, 1983; Rubin, 1973). Este método requiere dos supuestos fundamentales: *exogeneidad del tratamiento* y *superposición*.

El supuesto de *exogeneidad* implica que la diferencia en los resultados potenciales —con y sin tratamiento— se debe únicamente a la implementación del tratamiento condicionada en un vector de características $\mathbf{X}$. Más aún, el conjunto de variables que conforman este vector no se ve 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:

$$\text{Supuesto 1: } \{Y^0, Y^1\} \perp D | \mathbf{X} \quad (4)$$

El supuesto de *superposición* descarta la perfecta previsibilidad de participación condicional en el vector de características $\mathbf{X}$, y garantiza que todos los hogares con las mismas características dentro de la muestra tengan una probabilidad positiva de ser tratados o no tratados:

$$\text{Supuesto 2: } 0 < P(D=1 | \mathbf{X}) < 1 \quad (5)$$

En lugar de condicionar en el vector de características observables $\mathbf{X}$, se puede estimar el ATT utilizando *propensity score matching* (PSM), lo que permite resolver el problema de dimensionalidad que surge cuando el vector $\mathbf{X}$ tiene demasiados componentes. El *propensity score* sugerido por Rosenbaum y Rubin (1983) se define como una función que estima la probabilidad de recibir el tratamiento dado un vector de características $\mathbf{X}$, previamente observadas:

$$\tau(\mathbf{X}) = P(D=1 | \mathbf{X}) \quad (6)$$

En otras palabras, se está resumiendo el vector de características $\mathbf{X}$ en un solo número τ . Este puede estimarse utilizando un modelo probit o logit, los cuales permiten predecir la probabilidad de que un hogar haya utilizado algún tipo de crédito basándose únicamente en sus propias características. Como demuestran Rosenbaum y Rubin (1983), el *propensity score* que resulta de la estimación de la ecuación (6) satisface el supuesto de *exogeneidad*, lo que en este caso implica que los resultados potenciales son independientes del tratamiento condicionados en el *propensity score* $\tau(\mathbf{X})$. Si de igual forma, se satisface el supuesto de *superposición*, entonces se asegura que todos los hogares de la muestra que tengan las mismas características tienen una probabilidad positiva de ser tratados o no tratados. Por lo tanto, el estimador de PSM para Δ_{ATT} no presenta problemas de sesgo por autoselección y puede definirse formalmente como:

$$\Delta_{ATT}^{PSM} = E_{\tau(\mathbf{X})|D=1} [E(Y^1 | D=1, \tau(\mathbf{X})) - E(Y^0 | D=1, \tau(\mathbf{X}))] \quad (7)$$

Existen cuatro algoritmos que comúnmente se utilizan para hacer el *matching* y así 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 con el objeto de analizar el impacto del uso de crédito en la pobreza de los hogares rurales. Lo anterior permite comparar resultados y al mismo tiempo probar qué tan robustas son las estimaciones.

4.2 Inverse Probability Weighting para múltiples tratamientos

Para estimar el impacto del uso de crédito en la pobreza de los hogares rurales distinguiendo entre aquellos hogares que utilizaron un crédito formal y los que emplearon uno informal, es necesario ampliar la idea clásica del *propensity score* de Rosenbaum y Rubin (1983) expuesto en la sección anterior, de tal forma que permita un análisis con múltiples tratamientos, es decir, una situación en la cual se observa, para cada persona, un nivel o tipo de tratamiento $D=t$, donde $t \in T = \{0, 1, \dots, K\}$ para $K > 1$ niveles o tipos de tratamiento (Hirano e Imbens, 2004; Imbens, 2000).

Al igual que en el caso de tratamientos binarios, el mismo fenómeno de sesgo por autoselección o asignación de tratamiento aplica. Para poder identificar los impactos de tra-

tamientos, se supone que la variable resultado para cada nivel del tratamiento es independiente del tratamiento, condicional en el conjunto de características $\mathbf{X}$. Formalmente,

$$Y(t) \perp D(t) | \mathbf{X} \quad \forall t \in T \quad (8)$$

con $D(t)=1$ si el hogar recibió el tratamiento $D=t$, y $D(t)=0$ si el hogar recibió algún otro tratamiento. Es importante notar que este supuesto, comúnmente conocido como *exogeneidad débil del tratamiento*, es menos fuerte que el Supuesto 1 en el caso binario. En el caso binario se asume que el tratamiento D es *simultáneamente* independiente de cada resultado potencial. Imbens (2000) demuestra que el supuesto fuerte no es necesario. Además, se requiere una versión generalizada del Supuesto 2, es decir, se requiere que cada nivel o tipo de tratamiento tenga una probabilidad positiva,

$$0 < P(D=t | \mathbf{X}) < 1 \quad \forall t \in T \quad (9)$$

descartando la perfecta previsibilidad de participación o no participación a cualquier nivel de tratamiento t condicional en el vector de características $\mathbf{X}$. Imbens (2000) demuestra que estos dos supuestos permiten obtener estimaciones del efecto promedio del tratamiento condicionando únicamente en el *propensity score* generalizado en lugar del vector de características $\mathbf{X}$, por el mismo argumento que en el caso de un tratamiento binario (ver también Lechner, 2001).

El *propensity score generalizado* (GPS) se define como la probabilidad condicional de recibir un nivel particular del tratamiento $D=t$, condicionada en el vector de características $\mathbf{X}$:

$$\tau(t, \mathbf{X}) = P(D=t | \mathbf{X}) \quad \forall t \in T \quad (10)$$

Se pueden estimar los GPS con un modelo apropiado para los datos disponibles. En nuestro caso, tenemos un grupo de control (hogares sin crédito), y dos tipos de tratamiento, crédito formal y crédito informal ($K=2$). Entonces, aplicar un *modelo de elección discreta* es lo más obvio, y, dado que no existe un orden natural en los tres opciones, el modelo logit multinomial parece lo más adecuado.

En lugar del método de *matching* aplicado en el caso de tratamientos binarios, una de las metodologías más utilizadas para estimar efectos causales cuando se tienen múltiples niveles de tratamiento es conocida como *Inverse Probability Weighting* (IPW) (McCaffrey et al., 2013; Feng et al., 2012; Imbens, 2000).⁶ El método, en esencia, consiste en balancear la muestra utilizando las probabilidades estimadas de los tratamientos observados (con base en la estimación del modelo logit multinomial) como ponderadores para cada observación de la muestra. La muestra ponderada se puede considerar como la muestra de resultados potenciales, reemplazando la muestra observada.

Bajo los supuestos señalados, para cada nivel de tratamiento $t_k \in T = \{0, 1, \dots, K\}$, el resultado contrafactual $Y(t_k)$ se obtiene como sigue:

$$E[Y(t_k)] = E\left[\frac{D(t_k)Y_i}{\tau(t_k, \mathbf{X}_i)}\right] = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N \frac{D(T_i=t_k)Y_i}{\tau(t_k, \mathbf{X}_i)} \right)$$

es decir, ponderar los resultados observados de aquellos con el tratamiento t_k por la probabilidad de haber observado t_k dadas las características, $\mathbf{X}_i$, para cada observación.

A partir de esto, se puede estimar el efecto promedio del tratamiento (ATE) para cada par de niveles de tratamiento, del tal forma que para contrastar los niveles $t_1, t_2 \in T$, se tiene:

$$ATE(t_2, t_1) = E[Y(t_2)] - E[Y(t_1)]$$

tomando las esperanzas sobre toda la población, independientemente del nivel de tratamiento que los hogares recibieron.

Ahora bien, los pesos cercanos a cero pueden producir estimaciones causales erróneas con varianzas muestrales muy grandes (Stuart y Rubin, 2008; Kang y Schafer, 2007; Little, 1988). Normalizar los ponderadores mejora las propiedades del estimador y, por ejemplo, Feng et al. (2012) implementan IPW normalizado, asegurando que en cada nivel de tratamiento se sume la unidad:

$$E[Y(t_k)] = \left(\sum_{i=1}^N \frac{D(T_i=t_k)Y_i}{\tau(t_k, \mathbf{X}_i)} \right) \left(\sum_{i=1}^N \frac{D(T_i=t_k)}{\tau(t_k, \mathbf{X}_i)} \right)^{-1}.$$

Para los efectos promedio del tratamiento en los tratados (ATT), la definición es un poco más elaborada, dado que no solo se debe definir para cuál par de niveles de tratamiento, $t_1, t_2 \in T$, se quiere contrastar los resultados, sino también cuál nivel de tratamiento se considera el punto de partida. Por ejemplo, contrastar los resultados potenciales bajo tratamientos t_1 y t_2 , para los que reciben el tratamiento t_2 se representa como (considerando, en la terminología binaria, t_1 el “control”) (ver McCaffrey et al., 2013; Wooldridge, 2010; Frölich, 2004; Lechner, 2001):

$$\Delta_{ATT}^{GPS} = E_{\tau(t_2, \mathbf{X})|D=t_2} \left[E(Y(t_2) | D=t_2, \tau(t_2, \mathbf{X})) - E(Y(t_1) | D=t_2, \tau(t_2, \mathbf{X})) \right] \quad (11)$$

El primer término al lado derecho de la ecuación (11) es fácil de obtener dado que se observa $Y(t_2)$ para aquellos con tratamiento t_2 ; no existe la necesidad de condicionar en el GPS y se obtiene directamente:

$$E(Y(t_2) | D=t_2, \tau(t_2, \mathbf{X})) = \frac{1}{N_2} \left(\sum_{i=1}^N D(T_i=t_2)Y_i \right)$$

donde N_2 es el número de observaciones que recibieron tratamiento t_2 . El segundo término en (11) no es observable, sin embargo, se puede estimar a partir de los resultados $Y(t_1)$ de los hogares que recibieron el tratamiento t_1 bajo los supuestos mencionados, y así ponderar estos con la razón de los GPS de los dos tratamientos para asegurar que la distribución de las características en la muestra con tratamiento t_1 sea comparable a aquellos con tratamiento t_2 :

⁶ La idea original del IPW se encuentra en Horvitz y Thompson (1952).

$$E(Y(t_1)|D=t_2, \tau(t_2, \mathbf{X})) = \frac{1}{N_2} \left(\sum_{i=1}^N \frac{\tau(t_2, \mathbf{X}_i)}{\tau(t_1, \mathbf{X}_i)} D(T_i=t_1) Y_i \right).$$

Igual que en el caso del ATE se puede ‘normalizar’ la estimación al dividir por $\frac{1}{N_2} \left(\sum_{i=1}^N \frac{\tau(t_2, \mathbf{X}_i)}{\tau(t_1, \mathbf{X}_i)} D(T_i=t_1) \right)$ y obtener un estimador con mejores propiedades (Cattaneo et al., 2013).⁷

5. Resultados y discusión

Una vez asegurado que los grupos de control y de tratamiento están contruidos de manera adecuada, es posible obtener estimaciones insesgadas del *efecto promedio del tratamiento en los tratados* (ATT). De esta forma, los resultados que se presentan a continuación proporcionan evidencia sólida de que las diferencias entre los grupos de hogares no son estocásticas, sino que pueden atribuirse al tratamiento recibido, en nuestro caso al uso de crédito (sección 5.1) y diferenciando entre créditos formales e informales (sección 5.2).

5.1 Resultados utilizando Propensity Score Matching

El primer paso para presentar las estimaciones del ATT mediante PSM es mostrar los resultados del modelo probit que identifica las características de los hogares que determinan el uso de crédito (ver tabla 4).

Dentro de los resultados más destacados se encuentran los siguientes. En primer lugar, la probabilidad de que los hogares utilicen un crédito es menor para aquellos hogares en los cuales el jefe habla alguna lengua indígena. En contraste, la probabilidad en el uso de crédito aumenta conforme aumenta el número de niños en el hogar, probablemente este resultado se encuentre relacionado al hecho de que en aquellos hogares con más niños se utilizan créditos con mayor frecuencia para solventar gastos en salud y educación. Por su parte, la probabilidad de que un hogar utilice un crédito está positivamente relacionada con la escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar, esto refleja el hecho de que el nivel de educación de las mujeres juega un papel importante en el tipo de decisiones financieras que se toman al interior del hogar. Se encuentra evidencia de que los hogares con mayor número de cuartos son más propensos a utilizar algún crédito. Por el contrario, mientras mayor sea la proporción de miembros del hogar con buena salud, la probabilidad de utilizar algún crédito disminuye. Se encontró también evidencia de que la probabilidad de utilizar un crédito aumenta conforme aumenta la superficie de tierra agrícola que poseen los hogares, resultado que refleja la alta demanda de créditos agropecuarios que solicitan este tipo de hogares. Finalmente, los resultados sugieren que aquellos hogares que radican en

localidades en donde existen instituciones financieras formales y se tiene acceso a señal de teléfono celular tienen mayores probabilidades de utilizar algún crédito, lo que da cuenta de la importancia que juega el acceso a las redes de comunicación cuando un hogar rural decide participar en los mercados financieros.

Tabla 4. Resultados del modelo probit: determinantes del uso de crédito rural

Variables explicativas	Efectos marginales
Sexo del jefe del hogar (hombre)	0.0183 (1.27)
Edad del jefe del hogar	-0.0002 (-0.09)
Edad del jefe del hogar al cuadrado	-0.000002 (-0.10)
El jefe del hogar habla alguna lengua indígena	-0.0422 (-2.73)***
Educación del jefe del hogar (primaria completa)	0.0075 (0.53)
Educación del jefe del hogar (secundaria completa)	-0.0026 (-0.16)
Educación del jefe del hogar (preparatoria o más)	0.0058 (0.30)
Número de niños en el hogar (< 16 años)	0.0085 (2.02)**
Escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar	0.0061 (4.32)***
El hogar recibe transferencias del gobierno	0.0166 (1.42)
Número de cuartos en el hogar (sin contar cocina y baño)	0.0282 (2.41)**
Número de cuartos en el hogar al cuadrado	-0.0024 (-1.57)
Proporción de miembros del hogar con buena salud	-0.0283 (-1.74)*
El hogar tiene tierra agrícola	-0.0050 (-0.34)
Superficie de la tierra agrícola	0.0035 (2.16)**
Instituciones financieras formales en la localidad	0.0422 (3.12)***
Prestamistas informales en la localidad	0.0110 (0.91)
Señal de celular en la localidad	0.0338 (2.64)***

Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

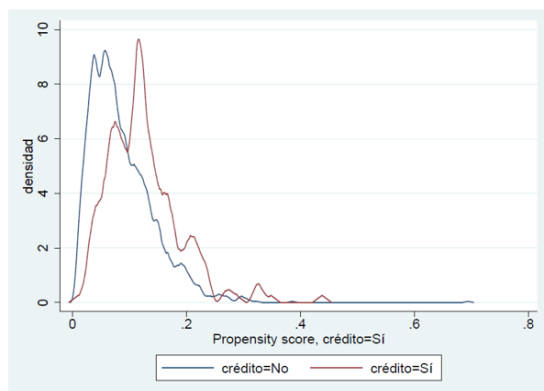
Números entre paréntesis son los valores z. ***, **, *: significativos al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

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 indica que el supuesto de *superposición* se cumple. Las pruebas de balance por bloque, por variable y la prueba de balance general (Apéndice A, tablas A1-A3) demuestran que, al condicionar en los *propensity scores*, no hay diferencias significativas entre los tratados y

⁷ Nótese que, mientras los ATEs son simétricos, $ATE(t_2, t_1) = ATE(t_1, t_2)$, en general, para el caso de múltiples tratamientos, los ATTs no lo son. Dado que los grupos de tratados y no tratados son diferentes se puede esperar que $\Delta_{ATT}^{GPS}(t_2, t_1) \neq \Delta_{ATT}^{GPS}(t_1, t_2)$.

no tratados. Por lo tanto, es posible obtener estimaciones confiables respecto al efecto del tratamiento.

Figura 1. Área de soporte común para el *propensity score*



Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

En la tabla 5 se presentan las estimaciones del ATT para los cuatro algoritmos de matching: *Nearest Neighbor*, *Stratification*, *Kernel* y *Radius*. Para aquellos algoritmos que no calculan el error estándar de forma directa se utilizó el método *Bootstrap* (Becker e Ichino, 2002).

Las primeras dos filas de la tabla 5 muestran el impacto que tiene el uso de 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 son estadísticamente significativos e indican que utilizar algún tipo de crédito disminuye la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos. En el primer caso, la probabilidad disminuye en un rango que va de 13.8 a 17.3%, dependiendo del algoritmo utilizado. En el segundo caso, la probabilidad disminuye entre 15.8 y 19.9%. Autores como Ghalib et al. (2015), Imai y Azam (2012), Nawaz (2010) y McKnelly y Dunford (1999) encuentran resultados similares, sin embargo, existen trabajos como el de Crepón et al. (2015); Attanasio et al. (2015) y Angelucci et al. (2015) que encuentran resultados poco concluyentes. Una posible explicación para estos resultados es que los créditos otorgados a los hogares aumentan su ingreso disponible, lo cual provoca que aumente el gasto per cápita y con ello, dismi-

nuye la probabilidad de que el gasto per cápita sea menor a la línea de bienestar o bienestar mínimo.⁸

En la tercera fila de la tabla 5 se presenta el efecto que tiene el uso de crédito en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional. Para los cuatro algoritmos se encontró que el uso de crédito disminuye la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional en un intervalo que va de 8.4 a 12.8%, en todos los casos el impacto fue estadísticamente significativo. Los resultados para la pobreza multidimensional demuestran que el impacto de los créditos se extiende más allá del ingreso y por lo tanto más allá del gasto. Puesto que se está analizando la pobreza desde una perspectiva multidimensional, es posible argumentar que existe un efecto positivo global en la vivienda, alimentación y educación de aquellos hogares que utilizaron algún tipo de crédito.

El efecto que tiene el uso de crédito en los hogares en condición de pobreza multidimensional extrema (tabla 5, cuarta fila) sigue la misma línea que el impacto para los hogares que se encuentran en situación de pobreza multidimensional, aunque en menores magnitudes. La probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional extremo disminuye en un rango que va de 2.1 a 6.6 puntos porcentuales como resultado de haber utilizado algún tipo de crédito, en este caso solo en tres algoritmos los impactos estimados son estadísticamente significativos.

⁸ Para verificar que esta reducción en la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos no está conducida únicamente por el aumento en el ingreso derivado del crédito otorgado, se calcularon los impactos empleando la variable gasto neto, es decir, se descontó del gasto total el monto del crédito utilizado por el hogar. Los resultados encontrados con esta nueva variable se mantienen en la misma línea de los que se presentan en las primeras dos filas de la tabla 5. Específicamente, se encontró que la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos (con la línea de bienestar como umbral) disminuye en un rango que va de 6.5 a 9.3%; mientras que, para el caso de la línea de bienestar mínimo, la probabilidad disminuye en un rango que va de 3.7 a 8%, lo que muestra evidencia de que el impacto en la disminución de la pobreza asociado al uso de créditos va más allá del efecto de corto plazo que podría asociarse sólo al incremento en el ingreso.

Tabla 5. Efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT): *Propensity Score Matching*

Variable dependiente	Algoritmo utilizado para hacer el matching			
	NEAREST NEIGHBOR	STRATIFICATION	KERNEL	RADIUS
Ingreso (línea de bienestar)	-17.3 (-3.82)***	-13.8 (-4.13)***	-15.5 (-4.58)***	-15.9 (-4.52)***
Ingreso (línea de bienestar mínimo)	-19.9 (-4.21)***	-15.8 (-5.08)***	-18.6 (-6.05)***	-18.3 (-5.53)***
Pobreza multidimensional	-12.8 (-2.67)**	-8.4 (-2.39)**	-11.7 (-3.21)***	-12.4 (-3.45)***
Pobreza multidimensional extrema	-6.6 (-1.86)*	-2.1 (-0.91)	-5.5 (-2.39)**	-4.3 (-1.72)*

Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

El valor del estadístico *t* de Student se muestra entre paréntesis. ***, **, *: significativos al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Nota: las cifras de los efectos representan puntos porcentuales.

5.2 Resultados del análisis multitratamiento utilizando Inverse Probability Weighting

El objetivo de implementar una metodología multitratamiento es estimar el impacto del uso de crédito en la pobreza de los hogares rurales diferenciando entre aquellos que utilizaron créditos formales e informales. Es importante destacar que en la literatura no se encontró ningún estudio que analizara la relación entre crédito y pobreza utilizando una técnica de este tipo. En este sentido, los resultados presentados aquí pueden considerarse pioneros para el caso de México.

Los resultados del modelo logit multinomial, sobre los determinantes del uso de crédito considerando créditos formales e informales, así como las gráficas de soporte común, se presentan en el **Apéndice B**. Las estimaciones de la probabilidad de recibir un crédito formal son muy parecidas a las del modelo probit (tabla 4); es decir, tanto las variables individuales, familiares y del entorno de la localidad influyen en el uso de este tipo de créditos; mientras que para el uso de créditos informales, las variables del contexto local parecen no impactar la decisión de solicitar créditos, en este sentido, los resultados sugieren que la decisión depende en mayor medida de las características individuales. Así mismo, es importante notar que las figuras B.1 y B.2 (**Apéndice B**) permiten señalar que se cumple el supuesto de superposición.

En la tabla 6 se presentan las estimaciones del efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT) para los diferentes niveles de tratamiento. Las columnas (1) y (2) muestran el impacto que tiene el uso de 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 que utilizaron un crédito de tipo formal y el grupo de control (hogares que no utilizaron un crédito). Los resultados indican que utilizar créditos de instituciones formales reduce la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos. En el caso de la línea de bienestar la probabilidad se reduce en 10.3%. Por su parte, si se fija el umbral de pobreza con la línea de bienestar mínimo, la probabilidad se reduce en 17.3%. La segunda fila corresponde al ATT entre el grupo de hogares que utilizaron un crédito de

un prestamista informal y el grupo de control. El resultado señala que recibir un crédito informal también disminuye la probabilidad de ser pobre por ingresos. La magnitud de dicho impacto varía según el umbral de pobreza que se considere. Si la referencia es la línea de bienestar, la probabilidad se reduce en 19.3%; mientras que si tomamos como referencia la línea de bienestar mínimo, la probabilidad se reduce en 1.9 puntos porcentuales, sin embargo, este último resultado no es estadísticamente significativo.

Por último, la tercera fila corresponde al ATT entre el grupo de hogares que utilizaron un crédito de tipo formal y aquellos que usaron uno de tipo informal. Si tomamos como referencia la línea de bienestar, el efecto estimado no es estadísticamente significativo. Sin embargo, si el umbral de pobreza se fija con la línea de bienestar mínimo, el efecto encontrado indica que utilizar un crédito formal reduce la probabilidad de ser pobre por ingresos en 15.3% respecto de utilizar uno de tipo informal, con una significancia estadística del 10%.

La columna (3) presenta los resultados para pobreza multidimensional. Las primeras dos filas muestran el efecto que tiene el uso de crédito en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional entre el grupo de hogares que utilizaron un crédito (formal e informal, respectivamente) y aquellos hogares que no lo hicieron. En ambos casos, se encontró que el uso de crédito reduce la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional, pero en ninguno se encontró significancia estadística. La tercera fila corresponde al ATT entre hogares que utilizaron un crédito de instituciones formales y hogares que utilizaron un crédito de un prestamista informal. El efecto estimado indica que utilizar un crédito de tipo formal aumenta la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional respecto de utilizar un crédito informal; no obstante, este incremento tampoco es estadísticamente significativo.

Finalmente, en la columna (4) se presenta el ATT para pobreza multidimensional extrema. El resultado de la primera fila concuerda con el que se encontró mediante *Propensity Score Matching*, mientras que el de la segunda fila no conserva la dirección del efecto encontrado con el modelo PSM; sólo que en este caso, ambos efectos no son estadísticamente significativos. De particular interés es el

Tabla 6. Efecto promedio del tratamiento en los tratados (ATT): *Inverse Probability Weighting*

Tratamiento vs Control	ATT y estadístico z para las distintas variables dependientes			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	Ingreso (línea de bienestar)	Ingreso (línea de bienestar mínimo)	Pobreza multidimensional	Pobreza multidimensional extrema
Formal vs Ninguno	-10.3 (-2.47)**	-17.3 (-5.17)***	-5.3 (-1.24)	-2.9 (-1.31)
Informal vs Ninguno	-19.3 (-2.57)***	-1.9 (-0.27)	-7.8 (-1.03)	6.8 (1.28)
Formal vs Informal	10.8 (1.45)	-15.3 (-1.87)*	5.3 (0.71)	-12.0 (-1.47)

Fuente: elaboración propia con datos de la EnChor 2013.

El valor del estadístico z se muestra entre paréntesis. ***, **, *: significativos al 1%, 5% y 10%, respectivamente.

Nota: las cifras de los efectos representan puntos porcentuales.

resultado de la tercera fila, el cual indica que utilizar un crédito formal reduce la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional extremo respecto de haber utilizado uno de tipo informal en 12%; sin embargo, una vez más dicha reducción no es estadísticamente significativa.

Al analizar en conjunto los resultados de la tercera fila es posible señalar que en aquellos hogares que son pobres por ingresos (tomando como referencia la línea de bienestar mínimo) existe un efecto diferenciado entre utilizar un crédito formal y uno informal, en este caso, el efecto es mayor al utilizar créditos del primer tipo. Este resultado fortalece la idea de la necesidad de ampliar la oferta de servicios financieros formales a este conjunto de hogares, de tal forma que cuenten con un mecanismo que les ayude a escapar de la situación de pobreza que enfrentan. Para los demás tipos de pobreza (hogares pobres por ingresos considerando la línea de bienestar, pobres multidimensionales y multidimensionales extremos) no se encontraron resultados estadísticamente significativos, lo que nos invita a pensar que los efectos del uso de crédito en la pobreza de estos hogares no dependen del tipo de crédito empleado. Lo anterior implica que para mejorar la situación de pobreza de estos hogares, a través del sistema financiero, es necesario generar mejores condiciones de acceso y uso de los créditos disponibles en este sector de la población, prácticamente sin importar si el crédito es de tipo formal o informal.

6. Conclusiones

Empleando la Encuesta CONEVAL a Hogares Rurales de México 2013, en este estudio se estimó el impacto que tiene el uso de crédito en la pobreza multidimensional de los hogares rurales de México. Para calcular dicho impacto se utilizaron dos metodologías, *Propensity Score Matching* (PSM) e *Inverse Probability Weighting* (IPW), las cuales permiten controlar el problema de sesgo por autoselección que surge cuando se trabaja con datos no experimentales. PSM se utilizó para hacer un análisis bitratamiento, esto es, se estimó el efecto del uso de crédito en la pobreza de los hogares rurales, sin importar el tipo de crédito utilizado. Por su parte, IPW permitió llevar a cabo un análisis multiratamiento, es decir, se calculó el impacto del uso de crédito en los hogares rurales, distinguiendo entre aquellos que utilizaron un crédito de instituciones formales y los que utilizaron un crédito de prestamistas informales. En general, los resultados identifican evidencia de un impacto negativo del uso de crédito sobre la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos y multidimensional.

Dentro de los resultados más importantes derivados del análisis mediante *Propensity Score Matching* vale la pena puntualizar los siguientes. En primer lugar, la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos (ya sea que el umbral de pobreza sea la línea de bienestar o la línea de bienestar mínimo) se reduce en promedio más de 16% como resultado del uso de crédito. En segundo lugar, se encontró que el uso de crédito tiene un impacto negativo en la probabilidad de que un hogar sea pobre multidimensional y pobre multidimensional extremo. En el primer caso, la probabilidad disminuye en promedio 11.3%; mientras que en el segundo caso lo hace en 4.6%. Tomando esto en con-

sideración, es posible concluir que el impacto del uso de crédito en la pobreza se extiende más allá de un simple aumento en el poder adquisitivo de los hogares, e impacta positivamente aspectos relacionados con la vivienda, educación y alimentación.

Los efectos encontrados mediante el análisis multiratamiento confirman los obtenidos utilizando PSM. Cuando se consideró como grupo de control aquellos hogares que no utilizaron crédito, se encontró que la probabilidad de que un hogar sea pobre por ingresos (considerando como umbral la línea de bienestar o la de bienestar mínimo) disminuye tanto para el conjunto de hogares que emplearon créditos formales como informales. Por último, cuando se consideró como grupo de control al conjunto de hogares que utilizaron un crédito informal y se estimó el ATT entre hogares que utilizaron un crédito formal y aquellos que utilizaron uno informal, se encontró que solamente para aquellos hogares pobres por ingresos (considerando la línea de bienestar mínimo) existe una diferencia estadísticamente significativa entre utilizar un crédito formal y uno informal, específicamente se encontró que usar un crédito formal disminuye la probabilidad de ser pobre por ingresos respecto de utilizar uno informal. Para el resto de los tipos de pobreza (hogares pobres por ingresos según la línea de bienestar, pobres multidimensionales y multidimensionales extremos) no existe un efecto diferenciado entre los dos tipos de crédito, lo que sugiere que el efecto en la pobreza para este grupo de hogares no está determinado por el tipo de crédito que se utilice, sino por el simple hecho de ser beneficiario de uno.

A pesar de las limitaciones en las metodologías utilizadas, como puede ser la posibilidad de que exista un sesgo ocasionado por características no observables, estos resultados nos permiten sugerir medidas de política orientadas a facilitar el uso de 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, 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 benefician con el otorgamiento de créditos ya que en buena parte se utilizan para impulsar actividades productivas.

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 tienen mayores dificultades para gozar de los beneficios derivados del otorgamiento de crédito. Así mismo, este tipo de recomendaciones debe apoyarse con la provisión de mejores servicios a nivel de localidad, como son los servicios educativos y de comunicación y transporte, con la finalidad de contribuir de manera más efectiva a mejorar el bienestar de las familias en el México rural.

De forma complementaria, 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 fines de este tipo de investigaciones. Por tanto, las conclusiones de este trabajo no pueden ni deben tomarse como definitivas y están susceptibles de mejoras mediante la aplicación de otro tipo de metodologías, como podrían ser los experimentos aleatorios controlados.

Finalmente, los resultados de esta investigación permiten reflexionar sobre la forma como se analiza el fenómeno de la pobreza a nivel mundial. Al respecto, tal y como señalan autores como Esther Duflo, sería aconsejable que antes de generar medidas que pretendan ayudar a reducir la pobreza a través del uso indiscriminado de recursos monetarios, primero se inviertan los recursos necesarios para comprender de manera más exhaustiva la forma en la que los hogares pobres toman sus decisiones y las particularidades que los aquejan; para ello, no existe mejor camino que realizar más trabajo de campo y menos de escritorio.

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.
- Angelucci, M., Karlan, D. y Zinman, J., 2015. Microcredit Impacts: Evidence from a Randomized Microcredit Program Placement Experiment by Compartamos Banco. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 151-182.
- Asociación de Bancos de México (ABM), 2011. Anuario Financiero de la Banca en México 2011. <https://www.abm.org.mx/anuario/anuario2011/pdf/compartamos-banco.pdf>
- 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: Applied Economics*, 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.
- Banco Mundial, 2016. Poverty and Shared Prosperity 2016: Taking on Inequality. Washington, DC: World Bank.
- 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: Applied Economics*, 7(1), 22-53.
- Banerjee, S.B. y Jackson, L., 2017. Microfinance and the business of poverty reduction: Critical perspectives from rural Bangladesh. *Human Relations*, 70(1), 63-91.
- Bateman, M., 2011. Microfinance as a development and poverty reduction policy: is it everything it's cracked up to be? London: Overseas Development Institute.
- Becker, S.O. e Ichino, A., 2002. Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The Stata Journal*, 2(4), 358-377.
- Berhane, G. y Gardebroke, 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. SERP Working Paper no. 2011021. University of Sheffield.
- Bouquet, E., 2007. Construir un sistema financiero para el desarrollo rural en México. Nuevos papeles para el Estado y la sociedad civil. Trace. Travaux et Recherches dans les Amériques du Centre, 52, 30-44.
- Buchenau, J. y Del Angel, G.A., 2007. Servicios Financieros Rurales en México. Banco Interamericano de Desarrollo. Informe de Consultoría ME-P1033. 117 p.
- Campero, A. y Kaiser, K., 2013. Access to Credit: Awareness and Use of Formal and Informal Credit Institutions. Working Papers, No. 2013-07. Banco de México, Ciudad de México.
- Cattaneo, M.D., Drukker, D.M. y Holland, A.D., 2013. Estimation of multivalued treatment effects under conditional independence. *The Stata Journal*, 13(3), 407-450.

- Chowdhury, M., Ghosh, D. y Wright, R., 2002. The Impact of Micro-credit on Poverty: Evidence from Bangladesh. *Progress in Development Studies*, 5(4), 298-309.
- 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.
- CONEVAL, 2017a. Medición de la pobreza en México y en las Entidades Federativas 2016. México, D.F.
- CONEVAL, 2017b. Esquema General de Evaluación de la Cruzada Nacional Contra el Hambre, 2013-2018. México, D.F.
- Cortés, F., 2001. El cálculo de la pobreza en México a partir de la encuesta de ingresos y gastos. *Comercio exterior*, 51(10), 879-884.
- Crepón, B., Devoto, F., Duflo, E. y Pariente, W., 2015. Estimating the Impact of Microcredit on Those Who Take It Up: Evidence from a Randomized Experiment in Morocco. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 123-150.
- 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: Asociación Regional de Bancos Centrales. Documento de discusión.
- Damián, A. (2017). *Adjustment, poverty and employment in Mexico*. London: Routledge.
- De La Vega, M., Santoyo, V.H., Muñoz, M. y Altamirano, J.R., 2013. Cobertura financiera de la banca de desarrollo para el sector rural de México: FIRA y Financiera Rural. *Estudios Sociales*, 22(44), 225-248.
- Esquivel, H., 2010. Medición del efecto de las microfinanzas en México. *Comercio Exterior*, 6(1), 9-27.
- Feng, P., Zhou, X.H., Zou, Q.M., Fan, M.Y. y Li, X.S., 2012. Generalized propensity score for estimating the average treatment effect of multiple treatments. *Statistics in Medicine*, 31(7), 681-697.
- Frölich, M., 2004. Programme Evaluation with Multiple Treatments. *Journal of Economic Surveys*, 18(2), 181-224.
- George, A., 2006. *Why the Fight against Poverty is Failing: A Contrarian View*. Singapore Management University.
- 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.
- Goetz A.M. y Gupta, R.S., 1996. Who takes the credit? Gender, power, and control over loan use in rural credit programs in Bangladesh. *World Development*, 24(1), 45-63.
- Hirano, K., e Imbens, G.W., 2004. The propensity score with continuous treatments. En: Gelman, A., y Meng, X.-L. (Eds.). *Applied Bayesian Modeling and Causal Inference from Incomplete-Data Perspectives*. Chichester, UK: Wiley.
- Horvitz, D.G., y Thompson, D.J., 1952. A Generalization of Sampling without Replacement from a Finite Universe. *Journal of the American Statistical Association*, 47(260), 663-685.
- Hossain, M. y Zahra, N., 2008. Poverty Reduction and MDG Localization: A Case Study of the IGVGD Programme in Bangladesh. Mimeo. http://research.brac.net/publications/igvgd_nahleen+naomi.pdf
- Hoyo, C., Peña, X. y Tuesta, D., 2013. Factores de demanda que influyen en la Inclusión Financiera en México: Análisis de las barreras a partir de la ENIF. BBVA Research Working Paper 13/36.
- 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.
- Kang, J.D.Y. y Schafer, J.L., 2007. Demystifying double robustness: a comparison of alternative strategies for estimating a population mean from incomplete data. *Statistical Science*, 22(4), 523-539.
- Karlan, D. y Zinman, J., 2009. Expanding Microenterprise Credit Access: Using Randomized Supply Decisions to Estimate the Impacts on Manila. CEPR Discussion Paper No. DP7396. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1469875
- 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.
- Khandker, S. y Samad, H.A., 2016. Bangladesh's Achievement in Poverty Reduction: The Role of Microfinance Revisited. JICA-Research Institute Working Paper No. 114.
- Lechner, M., 2001. Identification and estimation of causal effects of multiple treatments under the conditional independence assumption. En: Lechner, M., y Pfeiffer, F. (Eds.). *Econometric Evaluation of Labour Market Policies*. Heidelberg: Physica-Verlag.
- Little, R.J.A., 1988. Missing-data adjustments in large surveys. *Journal of Business & Economic Statistics*, 6(3), 287-296.
- Matin, I., Sulaiman, M. y Rabbani, M., 2008. Crafting a Graduation Pathway for the Ultra Poor: Lessons and Evidence from a BRAC Programme. Working Paper No. 109, BRAC Research and Evaluation Division and Chronic Poverty Research Centre.
- McCaffrey, D.F., Griffin, B.A., Almirall, D., Slaughter, M.E., Ramchand, R. y Burgette, L.F., 2013. A tutorial on propensity score estimation of multiple treatments using generalized boosted models. *Statistics in Medicine*, 32(19), 3388-3414.
- 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.
- Mora-Rivera, J.J. y Cerón, H., 2015. Diversificación de ingresos en el sector rural y su impacto en la eficiencia: evidencia para México. Cuadernos de Desarrollo Rural, 12(76).

- Morduch, J., 1998. Does Microfinance Really Help the Poor? New Evidence from Flagship Programs in Bangladesh. Working Paper 198, Princeton University, Woodrow Wilson School of Public and International Affairs, Research Program in Development Studies.
- 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.
- Peña, X., Hoyo, C. y Tuesta, D., 2014. Determinantes de la inclusión financiera en México a partir de la ENIF 2012. BBVA Research Working Paper 14/14.
- 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.
- Platas, D.E., Arcos, G. y Pérez, A., 2011. Servicios financieros rurales: Un negocio necesario. *Revista Mexicana de Agronegocios*, 29, 661-670.
- Razzaque, M.A., 2010. Microfinance and Poverty Reduction: Evidence from a Longitudinal Household Panel Database. *The Bangladesh Development Studies*, 33(3), 47-68.
- Rosenbaum, P. y Rubin, D., 1983. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55.
- Rubin, D.B., 1973. Matching to remove bias in observational studies. *Biometrics*, 29(1), 159-183.
- Sani, A., Khan, M.S., Ahmed, H.R.N. y Aziz, B., 2017. Role of Micro Finance Institutions in Poverty Reduction. *Imperial Journal of Interdisciplinary Research*, 3(2), 209-212.
- Stuart, E.A. y Rubin, D.B., 2008. Best practices in quasi-experimental designs: Matching Methods for Causal Inference. En: Osborne, J. (Ed.). *Best practices in quantitative methods*. Thousand Oaks, Calif.: SAGE Publications. <http://dx.doi.org/10.4135/9781412995627>
- Sultana, H.Y., Jamal, M.A. y Najaf, D-E., 2017. Impact of Microfinance on Women Empowerment through Poverty Alleviation: An Assessment of Socioeconomic Conditions in Chennai City of Tamil Nadu. *Asian Journal for Poverty Studies*, 3(2), 175-183.
- Swain, R.B., Van Sanh, N. y Van Tuan, V., 2008. Microfinance and Poverty Reduction in the Mekong Delta in Vietnam. *African and Asian Studies*, 7, 191-215.
- Tarozzi, A., Desai, J. y Johnson, K., 2015. The Impacts of Microcredit: Evidence from Ethiopia. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 54-89.
- Wooldridge, J.M., 2010. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. 2nd Ed. Cambridge, Mass.: MIT Press.

Apéndice A. Pruebas de balance, propensity score matching

Tabla A.1. Prueba de balance por bloque

	Observaciones	Media	Error estándar
Bloque 1			
Controles	639	0.0310	0.0005
Tratados	20	0.0359	0.0023
Combinado	659	0.0311	0.0004
Diferencia		-0.0050	0.0026
Prueba (p-value)		0.0571	
Bloque 2			
Controles	836	0.0729	0.0005
Tratados	62	0.0772	0.0017
Combinado	898	0.0732	0.0005
Diferencia		-0.0043	0.0019
Prueba (p-value)		0.0214	
Bloque 3			
Controles	706	0.1376	0.0010
Tratados	121	0.1394	0.0024
Combinado	827	0.1379	0.0009
Diferencia		-0.0018	0.0026
Prueba (p-value)		0.4997	
Bloque 4			
Controles	81	0.2359	0.0038
Tratados	23	0.2494	0.0107
Combinado	104	0.2389	0.0038
Diferencia		-0.0135	0.0091
Prueba (p-value)		0.1428	

Nota: Se está probando la hipótesis nula de que no hay diferencia entre tratados y controles contra la alternativa de que sí existe diferencia. Todos los cálculos se realizaron utilizando la función "pscore" de STATA, desarrollada por Becker e Ichino (2002). En nuestro caso, el número estimado de bloques para remover el sesgo fue 4.

Tabla A.2. Prueba de balance por variable

Variable	Muestra ¹	Media		Estadístico t	p-value
		Tratados	Controles		
Sexo del jefe del hogar (hombre)	A	0.85398	0.80788	1.69	0.091*
	D	0.85398	0.85398	0.00	1.000
Edad del jefe del hogar	A	47.425	49.028	-1.40	0.161
	D	47.425	45.978	1.01	0.314
Edad del jefe del hogar al cuadrado	A	2490.5	2675.1	-1.53	0.127
	D	2490.5	2336.2	1.03	0.304
El jefe del hogar habla alguna lengua indígena	A	0.11062	0.22888	-4.12	0.000***
	D	0.11062	0.0885	0.78	0.433
Educación del jefe del hogar (primaria completa)	A	0.24336	0.22363	0.68	0.499
	D	0.24336	0.29646	-1.27	0.204
Educación del jefe del hogar (secundaria completa)	A	0.22566	0.1965	1.05	0.491
	D	0.22566	0.19912	0.69	0.911
Educación del jefe del hogar (preparatoria o más)	A	0.15487	0.10678	2.20	0.028**
	D	0.15487	0.16372	-0.26	0.798
Número de niños en el hogar (< 16 años)	A	1.6062	1.3794	2.29	0.022**
	D	1.6062	1.5133	0.74	0.460
Escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar	A	9.3982	7.7168	5.72	0.000***
	D	9.3982	9.4602	-0.17	0.862
El hogar recibe transferencias del gobierno	A	0.53097	0.53479	-0.11	0.913
	D	0.53097	0.48673	0.94	0.348
Número de cuartos en el hogar (sin contar cocina y baño)	A	3.1327	2.7195	4.18	0.000***
	D	3.1327	3.0973	0.27	0.791
Número de cuartos en el hogar al cuadrado	A	11.885	9.3996	3.25	0.001***
	D	11.885	11.531	0.36	0.718
Proporción de miembros del hogar con buena salud	A	0.52339	0.55456	-1.32	0.186
	D	0.52339	0.52097	0.08	0.939
El hogar tiene tierra agrícola	A	0.28761	0.30197	-0.45	0.654
	D	0.28761	0.32743	-0.92	0.360
Superficie de la tierra agrícola	A	1.5015	1.0212	2.14	0.032***
	D	1.5015	1.632	-0.31	0.756
Instituciones financieras formales en la localidad	A	0.23894	0.15055	3.48	0.001***
	D	0.23894	0.23451	0.11	0.912
Prestamistas informales en la localidad	A	0.31416	0.24902	2.14	0.032**
	D	0.31416	0.32743	-0.30	0.763
Señal de celular en la localidad	A	0.80973	0.69978	3.48	0.001***
	D	0.80973	0.77876	0.81	0.416

Nota: Se está probando la igualdad de medias entre tratados y controles, la hipótesis nula establece que la media de la variable en el grupo de control y tratamiento es la misma (i.e. la variable está bien balanceada). De las 18 variables, 11 no estaban balanceadas antes del matching; sin embargo, después del matching todas las variables están balanceadas.

¹ A: Antes del matching; D: después del matching.

Tabla A.3 Prueba de balance general

Muestra	Media del sesgo	Pseudo R ²	LR	Sesgo
Antes del matching	16.1	0.063	95.83 (0.000)	71.3
Después del matching	5.2	0.015	9.33 (0.952)	28.8

Nota: La pseudo R² cae después del matching, lo que indica que las variables están bien balanceadas.

Apéndice B. Resultados del modelo logit multinomial y gráficas de soporte común para el modelo Inverse Probability Weighting

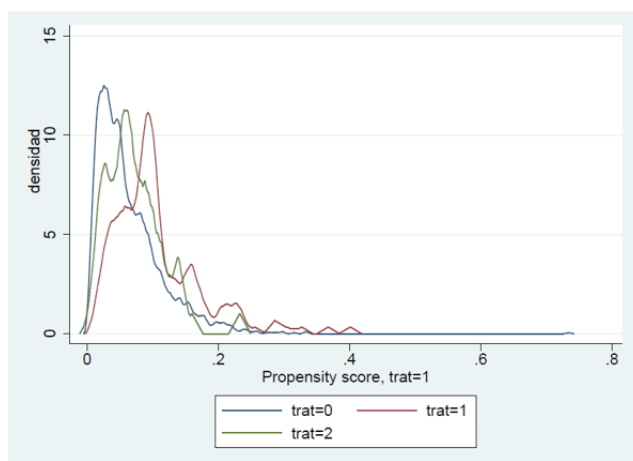
Tabla B.1 Resultados del modelo logit multinomial de los determinantes del uso de crédito

Variables explicativas	Coeficientes	
	Trat = 1 (formal)	Trat = 2 (informal)
Sexo del jefe del hogar (hombre)	0.3459 (1.45)	0.1159 (0.32)
Edad del jefe del hogar	0.0027 (0.08)	-0.0194 (-0.39)
Edad del jefe del hogar al cuadrado	-0.00008 (-0.25)	0.00011 (0.25)
El jefe del hogar habla alguna lengua indígena	-0.4911 (-1.87)*	-0.8667 (-1.93)*
Educación del jefe del hogar (primaria completa)	0.1601 (0.69)	-0.0798 (-0.23)
Educación del jefe del hogar (secundaria completa)	0.2159 (0.87)	-0.7781 (-1.72)*
Educación del jefe del hogar (preparatoria o más)	0.3187 (1.11)	-0.7466 (-1.36)
Número de niños en el hogar (< 16 años)	0.1574 (2.43)**	0.0184 (0.17)
Escolaridad más alta de una mujer adulta en el hogar	0.0941 (4.01)***	0.0546 (1.53)
El hogar recibe transferencias del gobierno	0.2733 (1.50)	0.1154 (0.38)
Número de cuartos en el hogar (sin contar cocina y baño)	0.2716 (1.55)	0.7746 (2.00)**
Número de cuartos en el hogar al cuadrado	-0.0199 (-0.93)	-0.0775 (-1.48)
Proporción de miembros del hogar con buena salud	-0.2386 (-0.91)	-0.7101 (-1.74)*
El hogar tiene tierra agrícola	-0.0898 (-0.39)	-0.0256 (-0.07)
Superficie de la tierra agrícola	0.0566 (2.46)**	0.0004 (0.01)
Instituciones financieras formales en la localidad	0.7563 (3.89)***	-0.1273 (-0.32)
Prestamistas informales en la localidad	0.0676 (0.37)	0.4057 (1.37)
Señal de celular en la localidad	0.8014 (3.45)***	-0.2657 (-0.90)

Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

Nota: La categoría base es trat = 0 (hogares que no usaron ningún tipo de crédito); trat = 1 corresponde al grupo de hogares que usaron crédito formal; trat = 2 al grupo de hogares que usaron crédito informal.

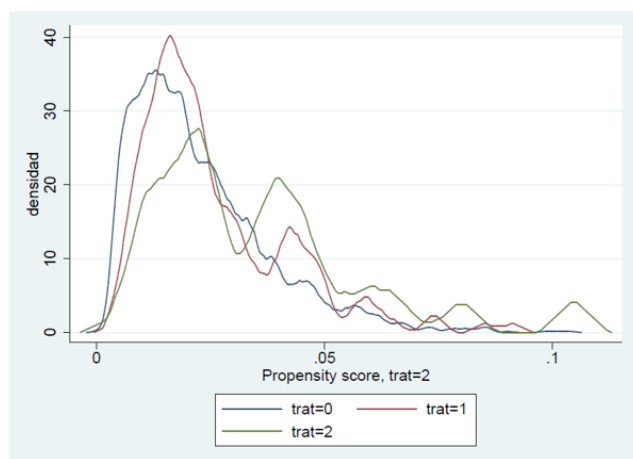
Figura B.1 Área de soporte común para el modelo *inverse probability weighting*



Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

Nota: *trat* = 0 corresponde al grupo de hogares que no utilizaron ningún tipo de crédito; *trat* = 1 al grupo de hogares que usaron un crédito formal; *trat* = 2 a los hogares que emplearon un crédito informal.

Figura B.2 Área de soporte común para el modelo *inverse probability weighting*



Fuente: elaboración propia con base en datos de la EnChor 2013.

Nota: *trat* = 0 corresponde al grupo de hogares que no utilizaron ningún tipo de crédito; *trat* = 1 al grupo de hogares que usaron un crédito formal; *trat* = 2 a los hogares que emplearon un crédito informal.