

¿El crédito formal genera más inclusión financiera o más sufrimiento?

Resultados utilizando una estricta regla de calificación de clientes desatendidos en Paraguay

Autores:
Viviane Azevedo
Jeanne Lafortune
Liliana Olarte
José Tessada

¿El crédito formal genera más inclusión financiera o más sufrimiento?

Resultados utilizando una estricta regla de calificación de clientes desatendidos en Paraguay

Copyright © 2019 Corporación Interamericana de Inversiones (CII). Este trabajo tiene licencia bajo Creative Commons IGO 3.0 Attribution-NonCommercial-NoDerivatives (CC-IGO Licencia BY-NC-ND 3.0 IGO) (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/igo/legalcode>) y puede ser reproducido con atribución a la CII y para cualquier propósito no comercial. No se permite ningún trabajo derivado.

Cualquier disputa relacionada con el uso de los trabajos de la CII que no pueda resolverse de manera amistosa deberá someterse a arbitraje de conformidad con las reglas UNCTRAL. El uso del nombre de la CII para cualquier otro propósito que no sea la atribución, y el uso del logotipo de la CII estará sujeto a un contrato de licencia escrito entre la CII y el usuario y no está autorizado como parte de esta licencia CC-IGO.

Luego de un proceso de revisión por pares, y previo consentimiento por escrito de la CII, una versión revisada de este trabajo también puede reproducirse en cualquier revista académica, incluidas las indexadas por la Asociación Americana de Economía Econ-Lit, siempre que se acredite a la CII y que el (los) autor (es) no reciban ingresos de la publicación. Por lo tanto, la restricción para recibir ingresos de dicha publicación solo se extenderá al autor (es) de la publicación. Con respecto a tal restricción, en caso exista cualquier inconsistencia entre la licencia de Creative Commons IGO 3.0 Attribution-NonCommercial-NoDerivatives y estas declaraciones, este último prevalecerá.

Tenga en cuenta que el enlace proporcionado anteriormente incluye términos y condiciones adicionales de la licencia.

Las opiniones expresadas en esta publicación son las de los autores y no necesariamente reflejan las opiniones del Grupo del Banco Interamericano de Desarrollo, sus respectivas Juntas de Directores, o los países que representan.

¿El crédito formal genera más inclusión financiera o más sufrimiento? Resultados utilizando una estricta regla de calificación de clientes desatendidos en Paraguay

Viviane Azevedo* Jeanne Lafortune† Liliana Olarte ‡ José Tessada§

Noviembre 2019

Aprovechando el hecho de que un banco formal en Paraguay presentó un nuevo producto de crédito utilizando una estricta regla de asignación y, mediante una regresión discontinua, analizamos el impacto a nivel individual de recibir una oferta de ese crédito. Utilizando datos administrativos de la oficina de crédito del país, observamos que los postulantes calificados como elegibles para el préstamo experimentaban un aumento considerable y duradero del número de solicitudes de información presentadas ante la oficina, particularmente de fuentes formales (empresas financieras y cooperativas). Encontramos evidencia limitada de que este aumento de la interacción con el mercado de crédito aumentó el monto de la deuda declarada como impagados o tres años después de que el préstamo fuera ofrecido, no obstante, sí encontramos evidencia de que la calificación crediticia promedio de estas personas disminuyó. Un análisis de heterogeneidad sugiere que los postulantes anteriormente desconocidos por el sector financiero fueron los más beneficiados al ser reconocidos como elegibles para el préstamo pues no cayeron en cesación de pagos, mientras que aquellos que habían tenido una mayor interacción con el mercado de crédito empeoraron su situación financiera. Los resultados autoreportados de un subconjunto de postulantes sugieren importantes beneficios económicos para aquellos que se volvieron elegibles para los préstamos, siendo la disminución de los costos de los créditos el principal canal.

Códigos JEL: D14, D91, O16

Palabras clave: Acceso al crédito, inclusión financiera, deuda

*BID Invest, vivianea@iadb.org

†Pontificia Universidad Católica de Chile, jlafortune@uc.cl

‡Y Analytics, lolarte@yanalytics.org

§Pontificia Universidad Católica de Chile, jtessada@uc.cl

1 Introducción

El acceso al financiamiento del sector de crédito formal está fuera del alcance de millones de pobres y personas empleadas informalmente en todo el mundo, y sigue siendo una importante barrera para el desarrollo económico. Para subrayar su importancia, la inclusión financiera se incluye como meta en la mitad de los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de Naciones Unidas. Al mismo tiempo, obtener acceso al financiamiento formal por primera vez puede entrañar un riesgo de sobreendeudamiento para algunos prestatarios. ¿Qué sucedería si los sectores de la población típicamente excluidos de pronto tuvieran acceso al crédito formal? ¿Estarían en mejores o peores condiciones?

Si bien diversos estudios han analizado cómo la entrada de nuevos competidores en un mercado, particularmente las instituciones microfinancieras, tienen un impacto en el bienestar de los receptores potenciales, son pocos los estudios que se han centrado en el impacto del acceso al crédito a nivel del prestatario individual. En este documento, aprovechamos el hecho de que un banco formal en Paraguay desarrolló un producto de crédito focalizado en un mercado de personas desatendidas y determinó la elegibilidad para el préstamo basándose en un algoritmo y una estricta regla de aprobación. Este enfoque nos permitió medir el impacto de obtener una oferta de préstamo formal sobre distintos resultados crediticios comparando a personas que alcanzaban el umbral de la calificación y recibieron una oferta de préstamo, con aquellas que se encontraban justo por debajo del umbral y a las que se les negó el acceso. Utilizamos datos administrativos de la oficina de crédito de Paraguay en nuestro análisis de los resultados de los créditos, además de los datos de encuesta recopilados de un subconjunto de postulantes.

Tradicionalmente, los bancos utilizan el historial de crédito de los postulantes para evaluar el riesgo de crédito y tomar decisiones relacionadas con los préstamos. Cuando los registros de crédito no existen o son limitados, los bancos suelen recurrir a avales y otro tipo de garantías. Sin embargo, esta información normalmente no está disponible para los clientes de la base de la pirámide, muchos de los cuales jamás han tenido acceso al crédito formal y carecen de registros crediticios documentados. De la misma manera, la mayoría de los trabajadores en la base de la pirámide tienen pocos activos adecuados que puedan servir de garantía, y sin un empleo formal no pueden mostrar un flujo sostenido de ingreso para apoyar el pago del préstamo. Por consiguiente, es difícil para los bancos evaluar su solvencia utilizando métodos tradicionales, lo que consolida aún más las barreras a las que se enfrenta esta población para entrar en el mercado financiero formal.

Para estudiar el impacto, tanto positivo como negativo, de ofrecer un préstamo a las personas en este contexto, colaboramos con Banco Familiar, una institución financiera formal en Paraguay que tiene experiencia trabajando con segmentos tradicionalmente no atendidos. Concretamen-

te, en 2012, el banco presentó un nuevo producto de préstamo conocido como “Credicédula”, un sistema de calificación especialmente diseñado para la población no bancarizada y del sector informal. Los perfiles de riesgo en este nuevo sistema se elaboran independientemente del historial crediticio, otorgando un mayor peso a otras variables, como la demografía y las estimaciones de ingreso según la localización geográfica y la actividad económica. Estas variables generalmente no se incluyen en un análisis de crédito típico. En cierto sentido, la información es basta y categórica, pero pretende contribuir a reducir el riesgo asociado con clientes que obtienen su primer préstamo formal en la vida o el primer préstamo formal de un determinado monto y vencimiento. Sin embargo, este enfoque alternativo de calificación de crédito no sólo abre la puerta al crédito a personas sin un historial crediticio, sino también a personas que han sido marginadas del mercado debido a una conducta crediticia negativa en el pasado. Es importante anotar que todos los postulantes tenían una calificación crediticia en la oficina de crédito en el momento de la postulación, aunque el grado de exposición al sistema era variable; algunos tenían mayor y otros menor exposición antes de su postulación. Credicédula también tenía la particularidad de ser un producto de préstamo con un rápido proceso de postulación y aprobación. Los préstamos se ofrecían automáticamente a personas cuya probabilidad prevista de impago (según lo que generaba el sistema de calificación de Banco Familiar) era igual o inferior a 0,196, y la decisión se tomaba en cuestión de minutos después de la postulación del cliente. Esta regla se seguía estrictamente, de manera que el oficial de préstamo no jugaba ningún rol en las decisiones del préstamo. En colaboración con Banco Familiar, obtuvimos información en relación con las solicitudes de préstamo de personas con calificaciones entre 0,004 del umbral de aprobación, para un total de 1060 personas.¹ Utilizamos un diseño de regresión discontinua (RD) y comparamos la situación de los postulantes situados justo por encima del umbral de aprobación con la de aquellos que se situaban justo por debajo. Mostramos que el 70 % de las personas que se consideraban elegibles para un préstamo Credicédula aceptaron la oferta, mientras que nadie que se consideraba no elegible recibió una oferta de préstamo. Por lo tanto, tenemos una sólida “primera fase”.

Nuestra hipótesis principal es que recibir una oferta de este préstamo puede conducir a un mayor y mejor acceso al sistema financiero si permite a las personas establecer un historial crediticio o si aumenta la confianza del mercado en la solvencia de la persona. Para estudiar esto, recopilamos información sobre el comportamiento crediticio de estas personas de Inforconf (ahora comprado por Equifax), la oficina de crédito de Paraguay, en marzo de 2017, unos dos a tres años después de su postulación a Banco Familiar.² A través de esta base de datos, obtuvimos

¹La gama de la probabilidad prevista de impago oscilaba entre 0,1 y 0,5. Por lo tanto, nos centramos en personas muy similares en términos del sistema de calificación del banco (dentro del rango de 0,192-0,2; 0,004 por encima y por debajo del umbral de aprobación de 0,196).

²La oficina de crédito en Paraguay tiene un gran número de instituciones que le proporcionan informes. Esto incluye todos los bancos formales, así como las cooperativas, las compañías financieras, los proveedores de créditos

información acerca de cada solicitud presentada por un proveedor de crédito a la oficina de crédito para obtener información relacionada con un cliente, una actividad que suele asociarse con solicitudes de crédito.³ También obtuvimos la calificación de crédito y la información de cada persona relacionada con si tenían alguna deuda impaga declarada ante las autoridades. Utilizando un marco de regresión discontinua, medimos el impacto de ser considerado sólo elegible para un préstamo, independientemente de si el cliente aceptaba la oferta de préstamo o no, en los resultados de los créditos.

Para validar nuestra estrategia empírica, en primer lugar no encontramos evidencia de que las personas que eran elegibles para el préstamo fueran diferentes en su acceso al crédito antes de su aplicación a “Credicédula”. Esto sugiere que nuestro análisis en realidad está capturando el impacto de recibir una oferta de un préstamo formal y no diferencias en las características de los postulantes. También encontramos que los postulantes que tenían una puntuación justo por encima del umbral de elegibilidad para el préstamo tenían considerablemente más solicitudes en sus informes de crédito después de que se les ofreció el préstamo en comparación con postulantes cuya calificación no alcanzaba el umbral de aprobación. Este aumento en las solicitudes provenía fundamentalmente de dos tipos de instituciones financieras formales que son muy activas en este mercado, a saber las empresas financieras y las cooperativas, y no de los prestamistas o acreedores vinculados a productos comerciales. Esto sugiere que esta primera oferta de préstamo de Banco Familiar puede haber abierto la puerta a nuevas oportunidades de crédito de otras instituciones financieras para estas personas, lo cual podría haber mejorado su bienestar financiero. Es interesante señalar que encontramos que este efecto se concentra entre las personas con las peores calificaciones de crédito iniciales, lo cual es consistente con la hipótesis de que la oferta de préstamo fue particularmente útil para los postulantes con registros crediticios más débiles que experimentaban un acceso restringido a los mercados de crédito.

Luego evaluamos si hay alguna diferencia entre las personas que tuvieron una calificación justo por encima y justo por debajo del umbral de elegibilidad para el préstamo en términos de sus niveles de deudas posteriores. No encontramos evidencia de que las personas cerca del límite tuvieran más deuda impaga declarada a Equifax en alguna de nuestras medidas (margen extensivo, margen intensivo, montos, etc.). Sin embargo, reconocemos el ruido en torno a este tipo de medidas dado que las estimaciones de nuestros intervalos de confianza son relativamente amplias. Sin embargo, observamos que las personas que recibieron la oferta de préstamo tenían calificaciones crediticias considerablemente más bajas según lo que informaba la oficina de crédito dos o tres años más tarde, y que había un mayor número de ellos con un impago registrado. Si bien parte de este resultado puede ser mecánico, puede estar vinculado al hecho de que esta

comerciales y los prestamistas.

³Estas solicitudes también las pueden presentar las instituciones financieras que buscan ofrecer crédito o evaluar a un cliente actual que puede tener dificultades para pagar el préstamo.

población tenía una alta probabilidad de pagos morosos y que esto era penalizado por la oficina de crédito, a pesar de que esta deuda ya no aparecía como impaga en el momento en que consultamos su archivo. Esto sugiere que ofrecer crédito a esta población puede haber aumentado su acceso al sistema financiero, pero al costo de que algunas personas tuvieran peores registros crediticios.

Una vez que analizamos la heterogeneidad en el impacto de la elegibilidad para el préstamo en los resultados crediticios, encontramos que las personas que tenían una mayor exposición previa al sistema crediticio en el momento de postular acababan con niveles de impago más altos y peores calificaciones de crédito dos o tres años más tarde. Por otro lado, los postulantes elegibles con experiencia previa limitada en el sector financiero parecen no haber sufrido el impacto negativo en su calificación crediticia. Esto sugiere que ofrecer crédito a personas que anteriormente han tenido escaso o nulo acceso al crédito puede ser más beneficioso que ofrecer crédito a personas que se enfrentan a dificultades para acceder a los préstamos formales debido a sus malos historiales crediticios. Por lo tanto, el uso de una herramienta de calificación crediticia como Credicédula puede tener más impacto cuando se limita a personas con una menor exposición previa al mercado crediticio.

Por último, basándonos en una pequeña muestra de las personas (ubicadas en una ventana de puntajes/calificaciones ligeramente más amplia) que entrevistamos para evaluar el bienestar financiero autoreportado, confirmamos las conclusiones obtenidas mediante datos administrativos. Las personas que eran elegibles para el préstamo declaraban pagar menos costos crediticios, mejorando su capacidad para enfrentarse a los shocks, y evaluaban su posición financiera más positivamente dos o tres años después de la postulación al préstamo. Creemos que esto se debe a que Credicédula ofrecía tasas de interés más bajas que las opciones alternativas para los postulantes en el margen y que estos postulantes parecían haber obtenido posteriormente crédito de otras empresas financieras y cooperativas de crédito que cobraban tasas más bajas que los prestamistas informales de los cuales dependían anteriormente.

El resto del documento está organizado de la siguiente manera: la Sección 2 describe brevemente la literatura relacionada más relevante; la Sección 3 describe el producto del préstamo que nuestro banco socio empleó y el mercado crediticio en Paraguay; la Sección 4 describe los datos y la estrategia empírica; la Sección 5 presenta nuestros resultados y la Sección 6 recoge las conclusiones.

2 Literatura relacionada

El acceso a las finanzas ha sido uno de los temas de política y académicos más importantes debatidos entre quienes se centran en entender y reducir las grandes diferencias entre los países desarrollados y aquellos en vías de desarrollo. Las innovaciones financieras como los microcréditos fueron desarrolladas como soluciones potenciales a la falta de acceso al crédito entre los pobres en los países de ingresos bajos y medios (Meager, 2019).

Nuestro trabajo se relaciona con aquellos estudios que han evaluado el impacto de otorgar créditos a las personas y las empresas. Diversos estudios han analizado la expansión del sector financiero en una determinada zona regional. Los estudios que han analizado el impacto de las expansiones de los bancos formales mediante métodos no experimentales (Agarwal et al., 2017; Bruhn and Love, 2014; Burgess and Pande, 2005; Burgess et al., 2005) generalmente han encontrado que estas han generado mercados financieros más profundos y resultados positivos como la reducción de la pobreza y el aumento de los ingresos laborales. Las evaluaciones experimentales de las expansiones de los microcréditos han encontrado beneficios promedios más moderados. Como lo resumen Banerjee et al. (2015a), en general los estudios experimentales han encontrado una demanda limitada a la oferta de nuevos productos microcrediticios, así como impactos limitados en el consumo, la generación de ingresos, etc. No obstante, estos estudios tampoco encontraron evidencia alguna de resultados negativos. Por ejemplo, Banerjee et al. (2015b) encuentran que aquellos barrios marginales que experimentaron beneficios como mayores niveles de inversión y ganancias gracias al aumento en el acceso a productos microcrediticios, también experimentaron una disminución en el consumo de bienes en favor de bienes durables. Si bien son interesantes, estos estudios no permiten comparaciones entre el impacto a nivel individual de recibir un préstamo en un mercado con una oferta de crédito fija y el impacto de una mayor disponibilidad de crédito en todo el mercado. Nuestro estudio se centra en analizar el primer tipo de impacto.

Unos cuantos estudios han evaluado el impacto de otorgar un préstamo individual. Karlan and Zinman (2010) miden, a través de un ensayo controlado aleatorio con postulantes que fueron rechazados marginalmente para un préstamo, el impacto de ofrecer un producto de microcrédito en Sudáfrica con una tasa de interés anual de 200% y un vencimiento de cuatro meses. Sus resultados muestran que el préstamo se utilizó para pagar otros préstamos y generó un claro aumento del ingreso, sobre todo porque parece haber ayudado a los receptores de los préstamos a seguir empleados a lo largo del período estudiado. Los autores repiten este experimento mediante un ensayo controlado aleatorio en Filipinas (Karlan and Zinman, 2011), centrándose en préstamos con una tasa de interés del 60%, incluyendo las comisiones, y un vencimiento de 13 semanas con pagos semanales. Algo similar al caso de Sudáfrica, el acceso al crédito aumentó. Sin embargo,

los autores no encontraron un efecto en el consumo. También observaron que los microcréditos no les ayudaban a los empresarios a hacer crecer sus negocios, pero les ayudaba a superar los shocks económicos. En Pakistán, [Gine and Mansuri \(2014\)](#) aleatorizaron el monto del préstamo mediante un sorteo, pero los problemas relacionados con el poder estadístico les impidió poder decir mucho sobre el impacto de obtener ese monto adicional de crédito.

En general, la mezcla de resultados de estos ensayos controlados aleatorios sugiere que si bien hay demanda por más crédito, incluso a costos más altos, no está claro cómo un mayor acceso se traduce en mejores resultados económicos para los receptores de los créditos. En este documento, intentamos entender por qué puede ocurrir esto utilizando datos administrativos para explorar cómo el tener acceso al crédito puede tener impactos negativos en los beneficiarios, algo que estos otros estudios no pudieron analizar en detalle. Luego complementamos esto utilizando datos de encuestas, que muestran un impacto moderado en el bienestar económico general pero un impacto positivo en el bienestar financiero, gracias a que los préstamos posteriores obtenidos por estas personas parecen haber tenido costos menores que las alternativas existentes.

[Agarwal et al. \(2018\)](#) analizan la expansión de los microcréditos a nivel de mercado en Ruanda, pero se centran, como nosotros, en los efectos de los créditos a nivel individual. Los resultados indican que la expansión de una organización de microcréditos permitió a sus clientes previamente no bancarizados pero de 'buena calidad' enviar una señal positiva al sector financiero sobre sus solvencia.. Nuestro estudio se centra en el impacto en los individuos en lugar de los mercados mediante una regresión discontinua en la que el punto de corte es exógeno a la calificación de los clientes por parte de los bancos. Al igual que nosotros, [Agarwal et al. \(2018\)](#) también utilizan datos administrativos para medir la integración en el mercado de crédito para solucionar algunos problemas relacionados con las encuestas ([Johnson et al., 2006](#)). Nosotros complementamos nuestros datos administrativos con datos de las encuestas para obtener un cuadro más claro del impacto del acceso al crédito.

Un estudio contemporáneo al nuestro es el de [Burke et al. \(2019\)](#) que analizó los impactos de los préstamos de generación/construcción de crédito (Credit Builder Loans en inglés) en Estados Unidos asociándose con una cooperativa de crédito local para ofrecer aleatoriamente estos préstamos a sus miembros. Los autores encuentran en sus resultados una heterogeneidad similar a lo que nosotros observamos, a saber, que los receptores que son nuevos en los mercados de crédito se benefician de los préstamos mientras que aquellos que no lo son, tienen peores resultados. La principal diferencia es que nos centramos en un mercado de crédito que es menos organizado y sofisticado. La similitud en los resultados es interesante, a pesar de las características diferentes del producto y del mercado que cada uno estudió.

Debido a su diseño, este documento también contribuye a la literatura sobre el rol de los oficiales de crédito en el proceso de préstamos. Nuestro banco socio eliminó completamente el

rol del oficial de préstamo utilizando sólo un algoritmo para evaluar la elegibilidad de crédito. Los oficiales de créditos toman decisiones basándose en la información de la que disponen y en los incentivos a los que se enfrentan. Algunos estudios han encontrado que la titularización de deuda por parte de los bancos aumenta considerablemente el riesgo que los oficiales de crédito están dispuestos a tomar (Keys et al., 2010) mientras que otros han puesto de relieve el rol de los incentivos en los contratos (Cole et al., 2015). Normalmente, los oficiales de crédito tienen acceso a “información dura”, como la recopilada por el algoritmo de Banco Familiar, e “información blanda” como lo detallan Liberti and Petersen (2018). Muchos estudios han encontrado que la “información blanda” es relativamente crucial para disminuir la exposición al riesgo (ver, por ejemplo, Agarwal and Ben-David, 2018; Iyer et al., 2016; Lin, 2013), sugiriendo que el uso de un algoritmo por sí solo puede llevar a otorgar préstamos más riesgosos, lo cual parece ser lo que ocurre con algunos de los clientes en nuestro estudio.

Nuestro estudio emplea una estrategia similar a la utilizada por otros estudios para evaluar el impacto de otorgar crédito a las empresas. Banerjee and Duflo (2014) encuentran que focalizar crédito en las empresas puede permitirles aumentar sus ventas y beneficios, lo que indica que las empresas no sólo enfrentan racionamientos de crédito, sino que también tienen restricciones de acceso al crédito. Fracassi et al. (2016) utilizan un método de calificación de créditos como el nuestro para analizar los préstamos a las pequeñas empresas en Estados Unidos. Las empresas nuevas que marginalmente cumplían con los requisitos para recibir un préstamo tenían más probabilidades de sobrevivir, disfrutar de ingresos más altos y crear más empleos que aquellas que estaban marginalmente excluidas. De la misma manera, Arráiz et al. (2018), estudiaron el impacto de las herramientas psicométricas como mecanismo de selección crediticia para los préstamos a las empresas micro, pequeñas y medianas en Perú. Si bien Arráiz et al. se centran en un tipo de cliente y de mecanismo de selección completamente diferentes, nuestros resultados son similares. Ellos también observan que volverse elegible para un préstamo les ayudaba a las empresas con historiales crediticios limitados a obtener más préstamos.

3 Los mercados de crédito en Paraguay

3.1 Visión general

El sistema financiero de Paraguay se ha mantenido estable a lo largo de las últimas dos décadas. Las instituciones financieras formales en el país se pueden clasificar en cuatro categorías diferentes: bancos, empresas financieras, cooperativas y otro tipo de instituciones. Los bancos son supervisados por el Banco Central, pueden ofrecer depósitos y servicios de crédito y tienen un

requisito de capital de 10.000 millones de guaraní (Gs)⁴. Las empresas financieras son similares a los bancos en sus derechos y obligaciones, pero sólo tienen un requisito de capital de Gs 5.000 millones. Por otro lado, las cooperativas no están supervisadas por la misma autoridad y siguen reglas muy diferentes en términos de capitalización, tasas de interés y otros factores. Nuestra base de datos también incluye otro tipo de actores como los créditos de las tiendas, las tarjetas de crédito y los prestamistas.

El sector de las microfinanzas en particular se ha desarrollado a un ritmo rápido en los últimos años, fundamentalmente a través de la expansión de las cooperativas. Esto ha aumentado la competencia en este submercado del sector financiero. También ha alentado a los bancos tradicionales a expandirse en mercados menos tradicionales y ha alentado a las empresas financieras, ya bien establecidas en este segmento, a convertirse en bancos. Por lo tanto, el acceso a los servicios bancarios ha mejorado en Paraguay, aunque sigue estando entre los más bajos en América Latina y el Caribe.⁵ Aunque las microfinanzas han tenido y siguen teniendo un impacto positivo en la mejora del acceso a los servicios bancarios y en la inclusión financiera, las otras instituciones que ofrecen estos servicios hasta ahora han sido incapaces de llegar a segmentos con niveles más altos de informalidad (es decir, poblaciones con ingresos de menos de USD3 al día y trabajadores independientes en el sector informal). Según datos del Banco Mundial (Global Findex 2017), sólo el 31 % de los paraguayos tiene acceso al sector financiero formal, comparado con un promedio regional de 54 %. Además, sólo el 13 % de los paraguayos declara haber obtenido crédito de una institución financiera formal en el último año. Estas cifras son peores en el caso de las personas con ingresos más bajos y sin historial crediticio.

En 2014, el Banco Mundial publicó los resultados de un estudio de las instituciones financieras en Paraguay,⁶ incluyendo las tasas de interés cobradas por diferentes tipos de instituciones. Por ejemplo, la tasa de interés promedio de los préstamos de los bancos comerciales era de 19 %, mientras que las empresas financieras cobraban 34 % y las cooperativas 24 %. Éstas son tasas promedio para el conjunto de la población; las tasas obtenidas por las personas con historiales crediticios limitados incluidos en nuestro estudio pueden ser considerablemente diferentes de estos promedios. En una encuesta sobre nuestra población objetivo en Azevedo et al. (2019), preguntamos a los participantes acerca de las tasas de interés actuales de sus créditos por tipo de institución crediticia. Observamos que los bancos, los prestamistas y los créditos de las tiendas cobraban tasas de interés promedio de aproximadamente el 40 %. Las empresas financieras cobraban algo menos, un 37 % y, con un 29 %, las cooperativas eran la fuente más barata de crédito. Las tasas de interés pagadas por nuestros encuestados también variaban en gran medida. Esto

⁴En el momento de la oferta de préstamo, el tipo de cambio era aproximadamente Gs 5.000 por cada 1 USD. En el período del estudio, se acercaba a Gs 5.500 por USD.

⁵Ver "Who Are the Unbanked? Uncovering the Financial Inclusion Gap", Banco Mundial, 2011.

⁶Disponible en http://www.incoop.gov.py/v2/?page_id=4948

sugiere que cambiar las fuentes de financiamiento actuales por las cooperativas, permitiría a las personas en nuestra población disminuir sus tasas de interés. Volveremos sobre esta idea cuando exploremos nuestros resultados más detalladamente en la Sección 5.

3.2 Credicédula

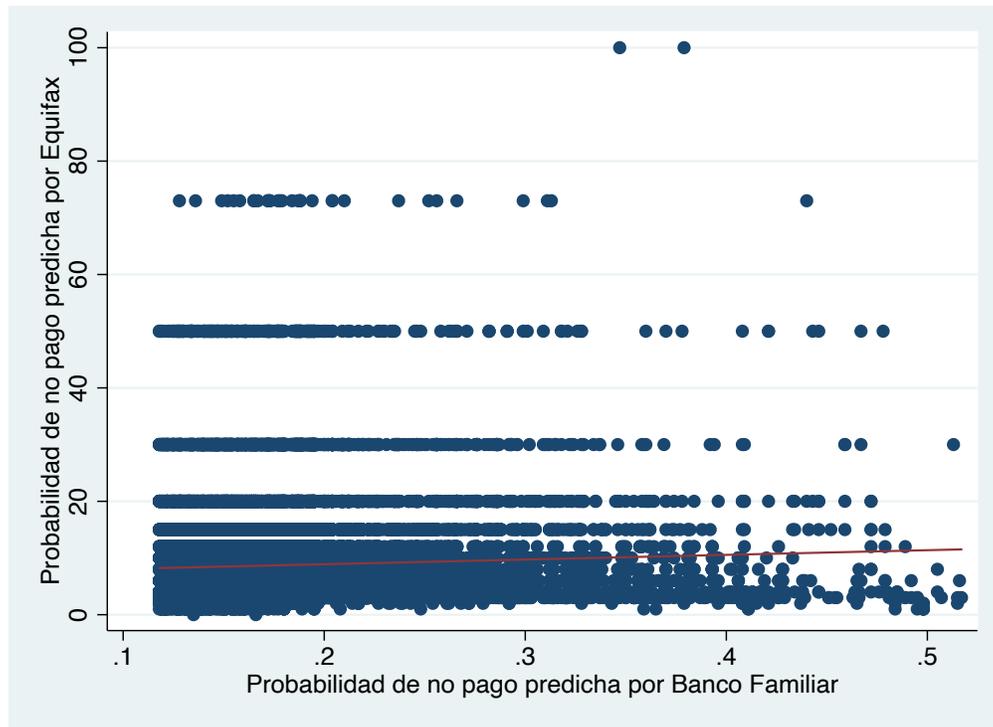
Este estudio se llevó a cabo en colaboración con Banco Familiar, un banco que fue fundado originalmente como empresa financiera en 1992 y se convirtió en banco en 2009. Desde su creación, Banco Familiar ha servido a una base de clientes más amplia que los bancos tradicionales, y ha desarrollado nuevos productos de crédito hechos a la medida de las necesidades de los prestatarios desatendidos. La base de clientes del banco ha aumentado de 110.000 en 2009 a 600.000 en 2019, y la mayoría de estos clientes son personas no bancarizadas anteriormente.

En 2012, Banco Familiar desarrolló un producto de crédito y sistema de calificación denominado “Credicédula” que tenía como objetivo principalmente, pero no exclusivamente, el sector de población no bancarizadas e informal. La publicidad para este producto se dirigía a personas que eran incapaces de demostrar sus ingresos. El sistema calculaba una puntuación basándose en información demográfica como la edad, el género y la dirección, según la información de la cédula de identidad de esa persona (lo que explica el nombre del producto), así como las respuestas de los postulantes a una serie de preguntas breves. Las decisiones de crédito correspondían a un algoritmo, y no se dejaba ninguna libertad al oficial de crédito. Los préstamos eran aprobados en 20 minutos o menos y estaban respaldados por un seguro de deuda contra eventos como el fallecimiento, la incapacidad y la hospitalización. Esto permitió al banco disminuir el riesgo de cobro y al cliente mantener un buen historial crediticio ante circunstancias difíciles. Los préstamos a los beneficiarios eran de un monto de USD 450 con un plazo de un año a tasas de interés reguladas por el Banco Central (cerca del 40%).

El algoritmo del banco calculaba una probabilidad de pago moroso para cada postulante, independientemente del historial crediticio, otorgando un mayor peso a otras variables, como la demografía, las estimaciones de ingresos según la actividad económica y otros elementos que el banco no nos reveló. La probabilidad de impago estimada por el algoritmo oscilaba entre 0,1 y 0,5. Se fijó el punto de corte en 0,196 como la probabilidad máxima de pago moroso que seguiría garantizando la rentabilidad del producto: a los postulantes con probabilidades calculadas por encima de este umbral no se les ofreció un préstamo. Banco Familiar había desarrollado anteriormente otras metodologías de análisis de la calificación, pero Credicédula era la primera diseñada específicamente para el análisis de los trabajadores independientes sin historial crediticio.

La Figura 1 muestra que si bien la calificación crediticia generada por el algoritmo de Credicédula está correlacionada positivamente con la calificación proporcionada por Equifax, la relación

Figura 1. Densidad de las solicitudes por calificación, muestra completa



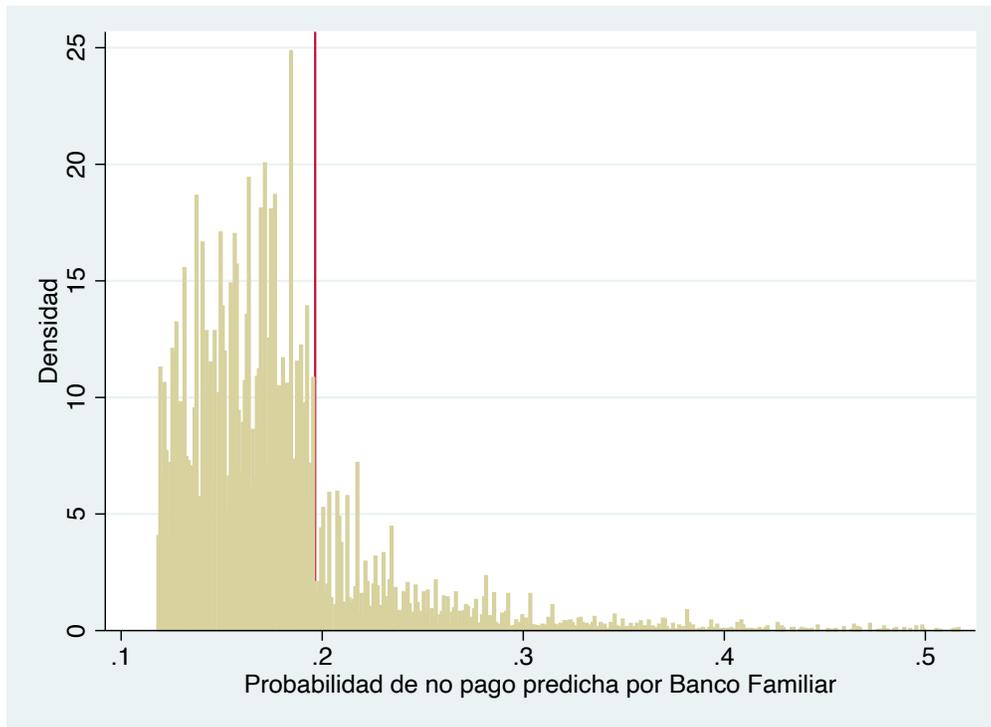
es relativamente débil. Esto sugiere que Credicédula pudo proporcionar acceso a préstamos formales a personas que podrían haber sido descartadas con los métodos tradicionales.

El producto se lanzó en marzo de 2012. En diciembre de 2013, Banco Familiar amplió el alcance del producto mediante un proceso de postulación vía teléfono con la colaboración de la empresa telefónica, Tigo. Inicialmente, el banco anticipó que más de 80.000 trabajadores informales en la base de la pirámide con ingresos estables, pero sin posibilidades de demostrarlo, se beneficiarían del producto. Sin embargo, un análisis posterior de la base de clientes de Banco Familiar nos sugirió una demanda más modesta. Los clientes también eran menos “nuevos” para el mercado de crédito de lo anticipado. Los resultados iniciales de los préstamos mostraron que sólo el 33% de los clientes había obtenido alguna vez crédito anteriormente (formal o informal), y que el 39% tenía acceso a un crédito formal por primera vez (utilizando previamente sólo prestamistas informales), lo que implicaba que el 28% había obtenido préstamos formales anteriormente.

Cuando analizamos a los aproximadamente 10.000 postulantes entre 2014 y 2015,⁷ observamos que una gran mayoría (82%) fueron aprobados para el préstamo, con una probabilidad

⁷Centramos nuestro análisis en clientes más recientes, anticipando que sería más fácil recopilar datos de encuestas de ellos, así como para evitar posibles supresiones de información de la oficina de crédito para los clientes de mayor edad.

Figura 2. Densidad de aplicaciones por probabilidad de no pago, muestra completa



predicha de pago moroso igual o inferior a 0,196.

La Figura 2 muestra la distribución de los postulantes según su calificación. Vemos un patrón claro según el cual las personas que fueron determinadas como elegibles tenían más probabilidades de aceptar la oferta de préstamo. El tamaño promedio del préstamo solicitado era de aproximadamente Gs 700.000 (cerca de USD 140), mientras que el monto promedio de los préstamos aprobados era de casi Gs 1 millón (cerca de USD 200), lo que sugiere que los postulantes que solicitaban los montos más pequeños eran probablemente rechazados. El ingreso mensual promedio declarado en el momento de postular era de Gs 1,35 millones (cerca de USD 270). La mitad de los postulantes eran trabajadores independientes mientras que otro 20% trabajaba en empresas que no cumplían con el pago de las contribuciones legales de sus trabajadores, lo cual dificultaba que la persona pudiera demostrar sus ingresos. El 30% restante trabajaba en el sector formal y aproximadamente el 55% eran mujeres.

4 Datos y estrategia empírica

Después de describir el producto de crédito y el sistema de calificación, explicaremos cómo medimos su impacto en los resultados crediticios de los postulantes.

4.1 Los datos

Nuestro análisis principal utiliza datos administrativos combinando la información que recibimos de Banco Familiar con datos obtenidos de la oficina de crédito de Paraguay (Equifax). Este enfoque tiene la ventaja de no estar sujeto a lo declarado por los propios interesados y no sufrir de desgaste. La información que obtuvimos de Banco Familiar sobre cada persona incluía: (1) la fecha de postulación a Credicédula (en la ventana de dos años entre 2014-2015); (2) si el préstamo fue aprobado o no, (3) la probabilidad predicha de impago calculada por el algoritmo; (4) parte de la información utilizada para calcular la probabilidad predicha de impago (ingresos y ocupación), y (5) la calificación crediticia proporcionada por la oficina de crédito en el momento de la postulación (aunque esta información no se utilizó en el cálculo, fue solicitada por el banco). Es importante señalar que si bien el producto de crédito se dirigía supuestamente a personas sin historiales crediticios, Banco Familiar pudo obtener la calificación crediticia de cada persona en la lista de postulantes, lo que sugiere que la oficina de crédito pudo al menos proporcionar una calificación crediticia para cada uno de ellos.

Fusionamos esta información con un informe de crédito de marzo de 2017 generado por la oficina de crédito para cada postulante (para un ejemplo del informe, ver figuras A.1 y A.2. del Apéndice). Dado que nos centramos en los postulantes que se acercaban lo más posible al umbral de elegibilidad, seleccionamos la ventana más pequeña en torno al punto de corte donde tendríamos al menos 1000 postulantes en nuestra muestra, también teniendo en cuenta el costo en que incurría Banco Familiar para proporcionarnos la información sobre cada postulante, y el equipo de investigación, que tenía que digitalizar la información recibida en formato PDF. Esto se tradujo en un análisis de los 1060 postulantes cuya probabilidad de impago, estimada por el algoritmo, se ubicaba en la ventana de 0.004 alrededor del punto de corte de 0.196 (es decir, entre 0,192 y 0,200). Los informes de crédito incluían todas las solicitudes de verificaciones de crédito presentadas por las instituciones financieras en Paraguay reportadas a la oficina de crédito en los tres años anteriores a la fecha de nuestra solicitud, es decir, entre marzo de 2014 y marzo de 2017. Esto incluye todos los bancos, las empresas financieras, las cooperativas y las entidades comerciales que ofrecen crédito al consumo, tarjetas de crédito, concesionarios de automóviles, etc. Tenemos la fecha en que se efectuó cada solicitud y cuál era la entidad solicitante. Eliminamos las solicitudes que se presentaron tres días antes y tres días después de la postulación a Credicédula porque creíamos que éstas probablemente reflejarían algún tipo de conducta de quienes buscaban créditos baratos. Sin embargo, los resultados no cambian significativamente cuando se utiliza todo el conjunto de solicitudes. La información proporcionada por la oficina de crédito no incluye los préstamos que las personas tomaron en la práctica. Sin embargo, el informe de crédito sí incluye una lista de todas las deudas que los prestamistas habían declarado atrasadas a marzo de 2017, la fecha en que fue reportado, y el monto del pago pendiente. Una institución

financiera puede reportar una deuda no pagada una vez que el pago se retrasa más de 90 días. Por ley, la oficina de crédito no puede informarnos sobre la deuda que no fue pagada más de tres años antes de nuestra consulta (antes de marzo de 2014). También recentramos esta información con respecto a la fecha de postulación a Credicédula aunque, dada la memoria a corto plazo del sistema de la oficina de crédito, casi ningún postulante tiene una deuda impaga registrada antes de su postulación a Credicédula. Por último, para cada persona, el informe crediticio también incluye una calificación crediticia especificada con una letra (A a N y luego X). Se considera que A es la mejor calificación crediticia posible y que X es la peor, reservada para personas que no han pagado su deuda. Transformamos la calificación crediticia de letras en una probabilidad predicha de impago basándonos en una tabla proporcionada por la oficina de crédito.⁸

En primer lugar, recentramos la información en relación con las solicitudes de informe de crédito comparada con la fecha de la postulación a Credicédula. Esto nos permite verificar que los postulantes por encima y por debajo del umbral tenían un comportamiento similar en el mercado de crédito antes de su postulación a Credicédula. Dado que la fecha de la postulación es más temprana para algunas personas, normalizamos el número de solicitudes cada 100 días. Por ejemplo, imaginemos que dos postulantes en nuestra muestra tienen 10 solicitudes cada uno después de su postulación a Credicédula, pero una persona postuló en marzo de 2015 mientras que la otra postuló en septiembre de 2014. Parados en marzo de 2017, calculamos que la primera persona tendrá 1,37 solicitudes por cada 100 días ($10/(3*365)$) mientras la segunda tendrá 1,10 solicitudes cada 100 días dado que él o ella tenía seis meses más para obtener solicitudes hasta marzo de 2017. La persona media en nuestra muestra recibió 0,9 solicitudes cada 100 días antes de su postulación a Credicédula y 1,16 solicitudes cada 100 días después.

Complementamos estos datos administrativos con datos de encuestas que pudimos obtener para un subconjunto de la población total de postulantes. Llevamos a cabo dos encuestas diferentes, una en el segundo semestre de 2016 y otra en el segundo semestre de 2017. Por lo tanto, nuestra encuesta nos proporciona información complementaria sobre el mismo período que los datos administrativos. Mediante estas encuestas, medimos los ingresos, los gastos, los ahorros, las dificultades financieras y el bienestar financiero declarado por los propios interesados, así como un índice de bienestar medido por cuatro preguntas en relación con el estrés y la felicidad. Sólo pudimos encontrar a 512 personas de las aproximadamente 10.000 que habían postulado a Credicédula en la región de la Gran Asunción durante nuestro período de interés entre 2014 y 2015. De éstas, sólo 16 estaban dentro de nuestra ventana de 0,004 alrededor del punto de corte. Sin embargo, 82 personas pertenecían a una ventana algo mayor (0,012), y esta es la muestra que empleamos en nuestro análisis complementario.

⁸Utilizamos el punto medio de la gama de probabilidad de impago como se muestra en <https://www.prestamena.com/blog/75/las-fajas-en-informconf-y-lo-que-representan.html>.

Consideramos que el número de solicitudes que una entidad bancaria hace sobre una persona a la oficina de crédito es un buen indicador del acceso de esta persona en el mercado de crédito basándonos en una combinación de la información recopilada de los participantes de la encuesta y los datos que recogimos de Equifax para cada uno de ellos. Utilizando estas personas, construimos un panel de observaciones para el período antes de su postulación a Banco Familiar, entre su postulación a Banco Familiar y la primera encuesta y, por último, entre la primera y la segunda encuesta. Recopilamos información en la encuesta en relación con si las personas solicitaron un crédito durante cada uno de estos períodos y si recibieron un préstamo. Con esta información definimos dos variables de resultado relevantes: una que indica si la persona solicitó un crédito y otra si la persona recibió un crédito. En el marco de un modelo de regresión, estimamos el impacto del número de solicitudes por cada 100 días contenida en los registros de Equifax (la variable que posteriormente utilizaremos como nuestra variable de resultado principal), sobre las variables de resultado anteriormente descritas, incluyendo efectos fijos de individuo y tiempo y errores estándar tipo clúster a nivel de individuo. El Cuadro 1 muestra que la probabilidad de solicitar crédito y también de recibir un préstamo está positiva y significativamente correlacionada con el número de solicitudes de crédito recibidas por Equifax de cada individuo. Dado el pequeño número de observaciones, verificamos que nuestros resultados son robustos usando errores estándar tipo Bootstrap en lugar de errores asintóticos. Si bien reconocemos que ésta es una muestra pequeña de observaciones, este resultado parece apoyar nuestro uso de solicitudes a Equifax como una medida válida de la integración en el mercado de crédito.

Cuadro 1. Correlación entre inclusión financiera y solicitudes a Equifax

	Crédito solicitado		Préstamo otorgado	
# de solicitudes a Equifax por 100 días	0.125	0.223	0.168	0.249
cluster e.e.	(0.061)*	(0.091)*	(0.054)***	(0.085)**
Cluster Bootstrap e.e.	(0.063)**	(0.105)**	(0.054)***	(0.098)**
efectos fijos de período de tiempo	Si	Si	Si	Si
efectos fijos de persona	No	Si	No	Si
Observaciones	38	38	38	38

El tamaño potencial de la muestra es 48 ya que hay 16 individuos y 3 periodos de tiempo para cada uno. Hay 10 valores faltantes. 6 faltan porque estos individuos no fueron entrevistados en el 3er periodo. Para estos individuos, nosotros tenemos solo 2 observaciones. En el segundo caso, 2 faltan porque su solicitud de Credicédula precedió al 30 de marzo de 2014, lo que implica que no tenemos datos para el primer periodo, porque la entrevista que se realizó no incluía una pregunta de crédito para periodos anteriores a la solicitud de Credicédula. Bootstrapping es realizado en Stata con 22 variables y 10.000 repeticiones.

4.2 Estrategia empírica

Hemos decidido aplicar un diseño de regresión discontinua (RD) para estimar el impacto de Credicédula por dos motivos principales. En primer lugar, tenemos la probabilidad predicha de impago estimada por el algoritmo de Banco Familiar para cada postulante. En segundo lugar, la decisión de elegibilidad a un crédito se tomó basándose totalmente en esa calificación y en ninguna otra fuente de información. A los postulantes que tenían una probabilidad estimada de impago igual o inferior a 0,196 se les ofrecía el préstamo, mientras que a aquellos que se situaban por encima del umbral se les negaba. Sin embargo, este enfoque no deja de tener dificultades. La probabilidad predicha de impago, si bien es probablemente continua en su construcción, nos fue dada como una variable discreta, redondeada al segundo decimal. Esto significa que no tenemos una variable continua, como sería idealmente el caso en un análisis de regresión discontinua. En particular, para la mayor parte de nuestro análisis, tenemos información sobre personas que se sitúan dentro de la ventana de 0,004 de la calificación alrededor del punto de corte, lo que implica que básicamente tenemos ocho puntos de datos con los cuales llevar a cabo nuestro análisis. Por lo tanto, tenemos la aproximación discreta de RD con una estimación polinómica en cada lado de la discontinuidad, como sugieren [Card and Shore-Sheppard \(2004\)](#), [Kane \(2003\)](#) y [DiNardo and Lee \(2004\)](#).

Estimamos la siguiente ecuación donde Y_{ip} corresponde a la variable de resultado para una persona i , con una probabilidad de impago p , en función de la variable de asignación $X = p - 0,196$

$$\bar{Y}_{ip} = \alpha + \beta \cdot \mathbb{1}\{X \leq 0\} + \gamma_1 \cdot X \cdot \mathbb{1}\{X \leq 0\} + \gamma_2 \cdot X \cdot \mathbb{1}\{X > 0\} + \varepsilon_{ip} \quad (1)$$

No encontramos el ancho de banda utilizando métodos sugeridos por [Calonico et al. \(2019\)](#) porque nuestro pequeño número de puntos de datos impide que el método propuesto converja en numerosos casos. Además, de manera implícita ya seleccionamos nuestro ancho de banda implícitamente al sólo recopilar datos administrativos sobre postulantes que se encontraban dentro en la ventana de 0,004 alrededor del umbral. Sin embargo, hemos verificado la robustez de nuestros resultados en ventanas más pequeñas (no podemos probar ventanas más grandes puesto que no tenemos los datos para hacerlo). Estimamos un polinomio lineal a cada lado de la discontinuidad. Para destacar la discontinuidad, utilizamos ponderaciones kernel triangulares. Éstas son iguales a 4 para aquellas observaciones más cercanas a la discontinuidad (calificación = .196 y calificación = .197) y disminuyen linealmente con la distancia, siendo iguales a 1 para las observaciones más lejos de la discontinuidad (calificación = .193 y calificación = .2). También verificamos la robustez de los resultados ante el uso de regresiones lineales locales como sugiere [Calonico et al. \(2019\)](#) y realizados por el comando `rdrobust` en Stata, también utilizando pon-

deraciones kernel triangulares. La única diferencia entre la principal especificación polinomial y la especificación no paramétrica, por ende, es cómo se estima la función a cada lado de la discontinuidad, siendo una lineal mientras que la otra utiliza una regresión lineal local.

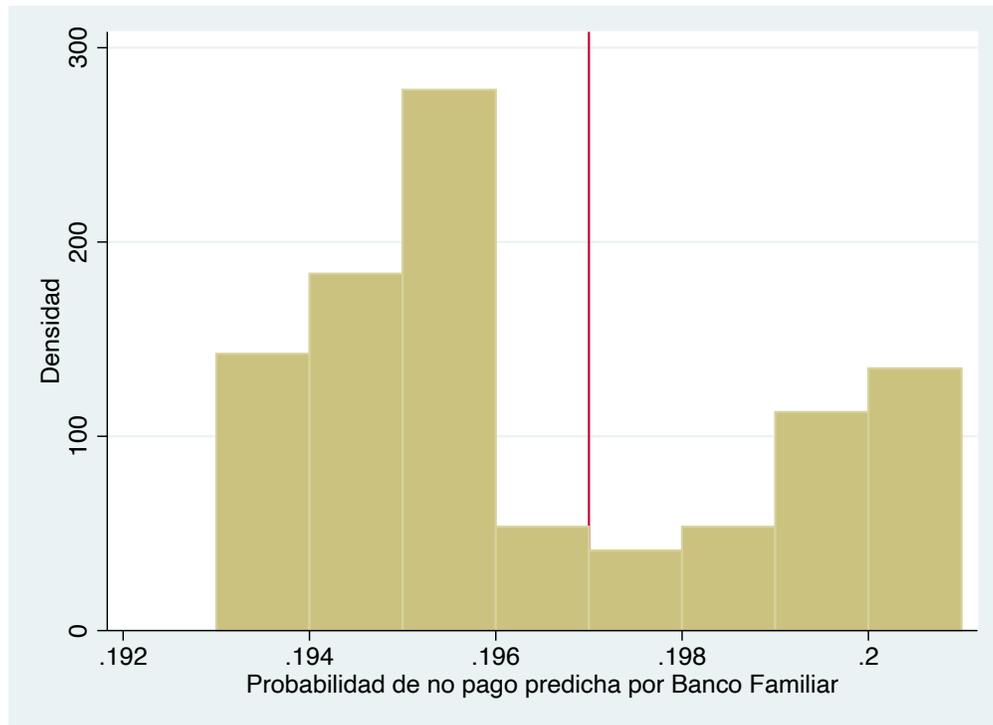
Para que esta estrategia sea válida, necesitamos asegurar que la calificación no fue manipulada ni por los postulantes ni por los oficiales de préstamo. La Figura 2 sugiere que las personas que probablemente serían aprobadas para un préstamo tenían más probabilidades de postular a Credicédula, despejando las dudas sobre nuestra estrategia empírica. Banco Familiar sugirió que esto podría deberse a la gran popularidad del producto durante su despliegue inicial, lo que provocó que los oficiales de crédito, desbordados de trabajo, sencillamente no ingresaran los datos en el sistema cuando se consideraba que un postulante no era elegible para el crédito. En la Figura A.3 del Apéndice, repetimos el mismo histograma pero dividimos los datos entre las postulaciones presentadas en 2014 y 2015. Observamos que la acumulación por encima del punto de corte disminuye a lo largo del tiempo, otorgando cierta credibilidad a la explicación presentada por Banco Familiar. Además, esta explicación implicaría que, a pesar de la acumulación potencial, nuestros resultados seguirían siendo no sesgados porque la acumulación no estaría correlacionada con las características de los postulantes sino con cuán ocupado estaba el oficial de crédito en el momento de la postulación (suponiendo que estos postulantes que fueron ingresados en el sistema eran una muestra representativa de todos aquellos que no fueron ingresados).

Es más reconfortante observar que el patrón visible en los datos generales desaparece una vez que nos centramos en nuestra ventana estrecha en torno a la discontinuidad. La Figura 3 muestra el histograma de los postulantes dependiendo de su probabilidad predicha de impago según era calculado por Banco Familiar. Este gráfico muestra que no hay evidencia de una discontinuidad fuerte justo en 0,196 aunque tenemos más postulantes que eran elegibles que no elegibles. Esto sugiere que no había un patrón claro exactamente en el punto de corte que pueda sesgar nuestros resultados. Formalmente, una prueba de tipo McCrary utilizando la ecuación (1) donde la variable dependiente es el número registrado de observaciones, reporta un coeficiente de 0,69 con un error estándar de 0,73, lo que sugiere que no podemos rechazar que la distribución de las observaciones en torno al punto de corte es fluida. Dado que el número de observaciones en nuestra encuesta dentro de la ventana de 0,004 puntos alrededor del umbral es muy pequeña (16 personas), la incrementamos incluyendo una gama más amplia de personas dentro de 0,008 y 0,012 puntos (51 y 82 observaciones, respectivamente). Es reconfortante saber que el McCrary sigue indicando que no hay un cambio significativo en la densidad en el punto de corte exacto.⁹

Podemos verificar aún más la validez de nuestro supuesto identificador estimando si hubo

⁹Cuando se observa la gama de 0,189 a 0,204, encontramos un coeficiente de 0,42 con un error estándar de 0,54, y cuando observamos la gama de 0,185 a 0,209, encontramos un coeficiente de 0,69 con un error estándar de 0,45.

Figura 3. Densidad de los solicitantes alrededor del límite



discontinuidad en los resultados que se midieron antes de que se ofreciera Credicédula a los postulantes seleccionados. Si nuestra estrategia RD es válida, deberíamos observar que antes de que se les ofreciera el préstamo a estas personas, aquellas que se consideraban justo inelegibles y justo elegibles deberían ser idénticas. El Cuadro 2 muestra exactamente esto. La primera columna estima el impacto sobre el número de solicitudes, para todos los acreedores, durante los 100 días anteriores a la postulación a Credicédula. Observamos que las personas que eran justo elegibles para el préstamo no tenían más probabilidades de recibir más solicitudes antes de su postulación a Banco Familiar que aquellas que no eran elegibles. Se obtuvieron resultados similares cuando se utilizaron las regresiones lineales locales, como se muestra en la columna (2). En la columna (3), estimamos los efectos sólo para las solicitudes de Banco Familiar con el fin de verificar si los postulantes justo por encima o por debajo del límite diferían en su interacción crediticia con Banco Familiar antes de la postulación. No encontramos evidencia de que las solicitudes de Banco Familiar fueran diferentes entre postulantes elegibles para el préstamo y no elegibles antes de la postulación, lo que sugiere que el patrón detrás del algoritmo no había sido explotado en el mismo umbral anteriormente por Banco Familiar.

Por último, a pesar de que el algoritmo del banco intentaba predecir la solvencia, no vemos evidencia de que la calificación crediticia de las personas proporcionadas por la oficina de crédito (y transformada en probabilidad de impago por Equifax) era discontinua en torno al límite antes

de su postulación a Credicédula. Si algo ocurrió, las personas elegibles tenían una mayor probabilidad predicha de impago según la oficina de crédito, pero la diferencia no es estadísticamente significativa. Esto sugiere que es poco probable que nuestra discontinuidad capture diferencias en la percepción del riesgo por parte de instituciones financieras diferentes a Banco Familiar.

Cuadro 2. Discontinuidad en las características pre-Credicédula

	Solicitudes por 100 días antes de solicitar el crédito			Probabilidad de incumplimiento en la solicitud de Equifax (4)
	Todos los Acreedores (1)	Todos los Acreedores (2)	Banco Familiar (3)	
Préstamo elegible	0.09 (0.19)	0.01 (0.32)	0.13 (0.08)	2.14 (1.58)
Media de var. dep entre inelegibles	0.60	0.60	0.09	8.43
Método	LP	NP	LP	LP

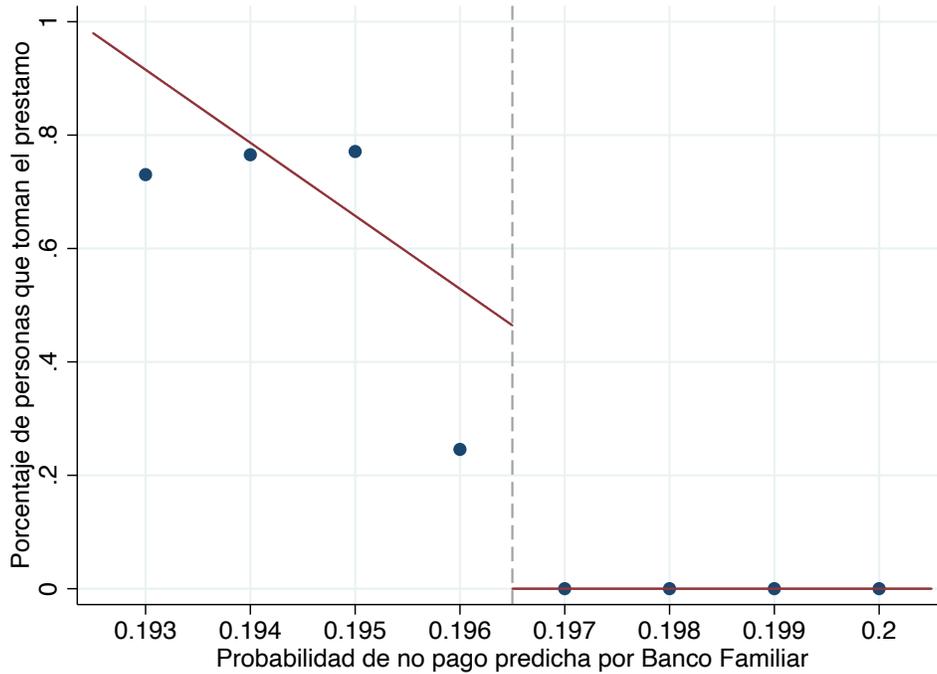
N=1,060 para todas las regresiones. Método: estadísticas NP para no-paramétrico. En la configuración NP, utilizamos una regresión lineal local con las ponderaciones kernel triangular. Estadísticas LP para el polinomio lineal. En la configuración LP, las ponderaciones de kernel triangular son iguales a 4 para observaciones cercanas a la discontinuidad (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para observaciones más alejadas de la discontinuidades (score=.193 y score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familiar. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

5 Resultados

Después de describir nuestra estrategia empírica y datos, nos centramos ahora en medir el impacto de recibir una oferta de préstamo. Empezamos mostrando que las personas que se consideraban justo elegibles para un préstamo tenían más probabilidades de aceptar la oferta de préstamo de Banco Familiar. Es decir, tenemos una “primera etapa” válida. En la Figura 4 mostramos que nadie que fuera no elegible recibió un préstamo de Banco Familiar. El porcentaje de postulantes elegibles que tomaron el préstamo se acerca al 70%. Formalmente, encontramos un efecto de ser justo elegible para un préstamo de 46% en la probabilidad de tomar un préstamo con Banco Familiar cuando se estima con la ecuación (1).

A pesar de esta primera etapa, seguimos presentando el análisis de forma reducida porque no es claro para nosotros si un postulante a Credicédula podía sencillamente aprovechar el hecho de ser aprobado para un préstamo, incluso sin tomarlo, para mejorar su solvencia con otros proveedores financieros. Por ese motivo, presentaremos sólo discontinuidades en los resultados como sigue, y no los resultados de variables instrumentales que requerirían que el impacto de

Figura 4. Efecto de la elegibilidad del préstamo sobre la aceptación del préstamo



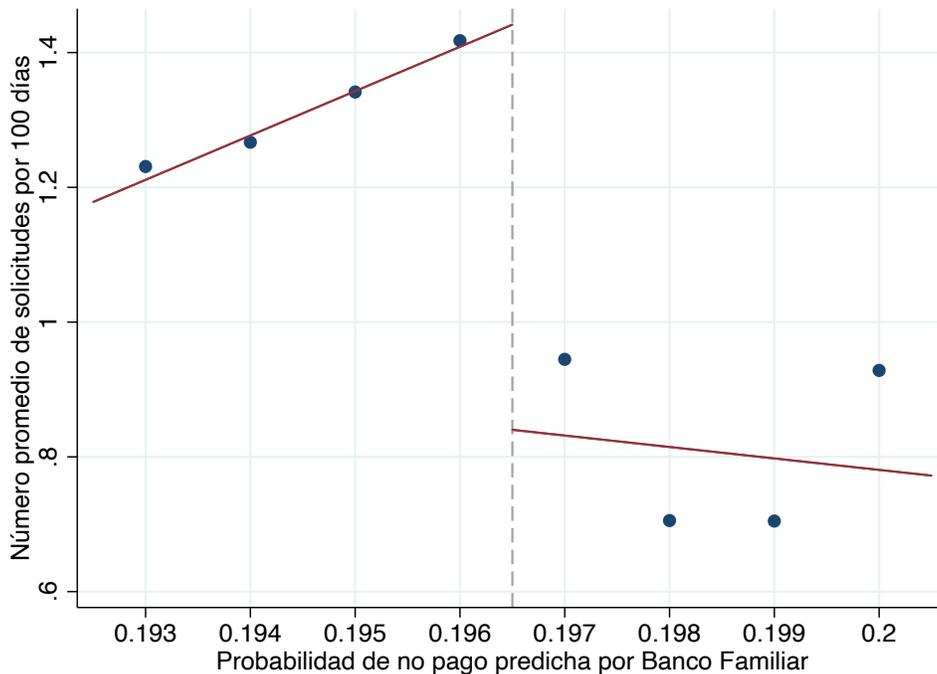
recibir un préstamo se produzca mediante su adquisición.

5.1 Solicitudes de la Oficina de Crédito

Comenzamos evaluando cómo ser elegible para el préstamo influyó en las solicitudes recibidas por la oficina de crédito para cada persona. Primero reunimos todas las solicitudes por tipo de institución, incluido Banco Familiar. La Figura 5 muestra un patrón claro de que, después de la postulación a Credicédula, las personas que eran justo elegibles muestran un mayor número de solicitudes presentadas a la oficina de crédito por distintas entidades de crédito que aquellas que eran justo inelegibles.

A continuación, cuantificamos el impacto de la elegibilidad para el préstamo en las solicitudes presentadas a la oficina de crédito estimando la ecuación (1) formalmente, y recogiendo los resultados en el Cuadro 3. La primera columna muestra el impacto de ser elegible para el préstamo en el número de solicitudes cada 100 días después de la postulación de la persona a Banco Familiar. Encontramos un efecto fuerte, estadísticamente significativo de ser elegible para el préstamo en el número de solicitudes post-Credicédula presentadas por las entidades prestamistas a la oficina de crédito. La magnitud es similar a la mostrada en el gráfico anterior. Exploramos cuán sensible es este resultado al uso de un polinomio lineal local a cada lado de la discontinui-

Figura 5. Número promedio de solicitudes por 100 días después de Credicédula, según la probabilidad pronosticada de no pago



dad y encontramos, en la columna (2), que los resultados se mantienen relativamente similares cuando se utilizan métodos no paramétricos. Sin embargo, podría preocuparnos que el momento en que un cliente postuló a Credicédula podía influir en su relación con el mercado de crédito. Por ejemplo, quizá los postulantes más integrados financieramente llegaron a Credicédula antes que aquellos que eran menos expertos en términos financieros. Para verificar esta idea, repetimos el análisis, pero esta vez utilizando resultados individuales trimestrales desde el momento de la postulación (un trimestre después, dos trimestres después, etc.). Encontramos que al introducir estos controles prácticamente no cambia la importancia ni la magnitud del coeficiente. Dado que un trimestre tiene aproximadamente 90 días y, por lo tanto, tener 0,47 más solicitudes por trimestre se traduce en 0,52 más solicitudes cada 100 días, el coeficiente en la columna (3) es casi del mismo tamaño que el presentado en la columna (1). Por último, la columna (4) sugiere que la probabilidad de tener cualquier solicitud en un trimestre también aumentó en aproximadamente un 15 %, lo que sugiere que el número añadido de solicitudes proviene tanto del margen extensivo como intensivo.

Después de haber mostrado que este efecto parece relativamente robusto, ahora volvemos nuestra atención a la exploración de la heterogeneidad en el tipo de solicitudes presentadas. El panel superior del Cuadro 4 muestra que el aumento general de 0,5 solicitudes cada 100

Cuadro 3. Impacto de la elegibilidad de préstamos en solicitudes a la Oficina de Crédito después de Credicédula

	Solicitudes por 100 días		Solicitudes por trimestre	
	(1)	(2)	Número (3)	dummy (4)
Préstamo elegible	0.60*** (0.15)	0.58*** (0.16)	0.48*** (0.11)	0.15*** (0.04)
Media de la var. dep. entre los inelegibles	0.82	0.82	0.63	0.37
Método	LP	NP	DM	DM
Observaciones	1,060	1,060	13,520	13,520

Método: estadísticas NP para no-paramétrico. En la configuración NP, utilizamos una regresión lineal local RD con las ponderaciones kernel triangular. Estadísticas LP para el polinomio lineal. En la configuración LP, las ponderaciones de kernel triangular son iguales a 4 para observaciones cercanas a la discontinuidad (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para observaciones más alejadas de la discontinuidades (score=.193 y score=.2). Estadísticas DM para el modelo dinámico. Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familiar. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

días es mayor en el primer año, pero sigue siendo significativo y similar en magnitud al menos un año después de la postulación inicial al préstamo. Esto sugiere que ser aprobado para un préstamo formal a través de Credicédula parece haber abierto oportunidades en el largo plazo para estas personas en el mercado de crédito. En el Cuadro A.1 del Apéndice, mostramos que estos resultados son relativamente robustos a la definición del ancho de banda. En el cuadro A.2 del Apéndice, mostramos que se obtienen resultados muy similares cuando se utilizan métodos de estimación no paramétricos.

Una pregunta clave tiene relación con la calidad de las instituciones financieras con las que estas personas ahora interactúan. Por ejemplo, podíamos observar un mayor número de solicitudes porque la persona ahora está desesperada por refinanciar su crédito en los términos que sean (probablemente peores) con el fin de pagar el crédito existente. En el panel inferior del Cuadro 4 separamos las instituciones entre Banco Familiar, otros bancos, empresas financieras, cooperativas, crédito ofrecido por tiendas y prestamistas formales basándonos en sus nombres tal como se especifica en el informe de crédito. Observamos que si bien hay un aumento en el número de solicitudes de Banco Familiar (quien otorgó el préstamo), éste es relativamente pequeño en magnitud y está concentrado entre 100 y 365 días después de que se otorgó el préstamo. Dado que el plazo del préstamo de Credicédula era de un año, es poco probable que esto sea una renovación e incluso podría ser un refinanciamiento. No vemos cambios en el número de solicitudes de otros bancos lo cual sugiere que, desafortunadamente, este préstamo de Banco Familiar no ayudó a estas personas a aumentar su acceso a las instituciones más valoradas en el mercado de

crédito. Sin embargo, sí vemos un fuerte impacto en las solicitudes de las empresas financieras y las cooperativas. Esto sugiere que Credicédula permitió a las personas tener acceso a otros préstamos formales que son similares o mejores en términos de tasas de interés, como se señaló anteriormente. El efecto no se disipa a largo plazo para las empresas financieras y las cooperativas. No encontramos un impacto agregado en las solicitudes de información de las instituciones vinculadas a las empresas minoristas, pero sí vemos un pequeño impacto a corto plazo. Puede que las personas hayan utilizado su préstamo de Credicédula para comprar bienes durables que también financiaron parcialmente con créditos de tiendas. El hecho de que esto parezca disiparse rápidamente sugiere que las personas no recurrieron a ese tipo de créditos caros en el plazo más largo, algo que parece ser positivo para los postulantes. Por último, observamos impactos pequeños pero positivos de volverse elegible para un préstamo en las solicitudes que provienen de prestamistas, que ofrecen préstamos a las tasas más altas.

Cuadro 4. Impacto de la elegibilidad en el número de solicitudes de información

Características	Media de var. dep. entre inelegibles	Solicitudes por 100 días hechas durante ...			
		Período completo	Dentro 100 días	Entre 100 y 365 días	Después 365 días
Total	0.82	0.60*** (0.15)	0.80*** (0.28)	0.78*** (0.20)	0.47*** (0.16)
Por tipo de institución					
Banco Familiar	0.10	0.11*** (0.03)	0.02 (0.05)	0.22*** (0.06)	0.06 (0.04)
Otros Bancos	0.09	0.03 (0.03)	0.01 (0.06)	0.06 (0.04)	0.02 (0.03)
Compañía Financiera	0.10	0.19*** (0.05)	0.20** (0.10)	0.23*** (0.07)	0.15*** (0.05)
Cooperativa	0.05	0.08*** (0.03)	0.12** (0.05)	0.08** (0.03)	0.08*** (0.03)
Crédito de la tienda	0.38	0.10 (0.06)	0.37** (0.16)	0.15* (0.08)	0.03 (0.07)
Prestamistas	0.04	0.03 (0.02)	0.07* (0.04)	-0.01 (0.03)	0.05* (0.03)

N=1060 para todas las regresiones. Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Estas son iguales a 4 para las observaciones más cercanas a la discontinuidad (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas de la discontinuidad (score=.193 y score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familiar. *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Si la elegibilidad para un préstamo permitió al mercado de crédito saber más acerca del postulante, se esperaría que el impacto de la elegibilidad para un préstamo dependa de la in-

formación que el mercado de crédito tenía sobre el postulante en el momento en que se otorgó la elegibilidad. El Cuadro 5 muestra el impacto de ser elegible para un préstamo en el número de solicitudes cada 100 días, separando la muestra por características del postulante. El primer panel separa a los individuos por la calificación crediticia reportada por Equifax en el momento de su postulación a Credicédula. Señalamos las “mejores” calificaciones crediticias con las letras A a F y las “peores” calificaciones con las letras G a N. Los postulantes en el primer grupo tenían una probabilidad predicha de impago de menos de 8%, medido por Equifax. Observamos que recibir una oferta del préstamo Credicédula no tuvo un impacto en las personas que Equifax consideraba relativamente “seguras”. Sólo las personas con peores informes crediticios iniciales se beneficiaban de considerarse elegibles para el préstamo a largo plazo, dado que esto enviaba una señal positiva al mercado de crédito formal, lo cual ayudaba a contrarrestar su pobre conducta crediticia en el pasado. En el corto plazo inmediato, los postulantes con una mejor calificación crediticia también aumentaban su interacción con el mercado de crédito, pero esto no duraba más allá de los primeros 100 días.

El próximo panel separa los postulantes dependiendo del número de solicitudes cada 100 días reportado a Equifax antes de su postulación al préstamo Credicédula. Cerca de una tercera parte de nuestros postulantes no tenían solicitudes en la oficina de crédito entre marzo de 2014 y su postulación a Banco Familiar. Cerca de una tercera parte de nuestros postulantes tenían alguna solicitud, pero menos de una solicitud cada 100 días, antes de su postulación. De acuerdo con nuestras hipótesis, observamos que aquellos que estaban menos expuestos al sector financiero antes de volverse elegibles para el préstamo son los que más se beneficiaron de recibir la oferta del préstamo. Aquellos que no tenían solicitudes previas parecen haber experimentado un aumento significativo en el número de solicitudes hechas a Equifax cada 100 días en el año después de que se ofreció el préstamo, pero nada que fuera duradero. Esto puede deberse a que no podían cumplir con sus obligaciones de préstamo. Para los postulantes elegibles que el sector financiero conocía un poco más, vemos grandes aumentos en las solicitudes, estadísticamente diferentes de cero, en el mediano a largo plazo. No se observó que aquellas personas que habían experimentado un gran número de solicitudes antes de su postulación a Credicédula aumentar su número de solicitudes en ningún momento del tiempo después de volverse elegibles. Esto coincide con nuestra hipótesis de que el mercado de crédito no aprendió nada nuevo sobre estas personas luego que fueran declaradas elegibles para el préstamo de Credicédula. A continuación, exploramos el impacto por formalidad del empleo, según lo registrado en el momento de la postulación. Dividimos nuestra muestra en trabajadores “formales” (empleados en el sector público o en una empresa privada que cumple con los requisitos en términos de las contribuciones de los trabajadores) y trabajadores “informales” (amas de casa, trabajadores independientes y trabajadores en empresas que no cumplieron con el pago de las contribuciones). Este producto de préstamo fue diseñado para personas con dificultades para demostrar su fuente de ingreso, lo

Cuadro 5. Impacto de la elegibilidad en el número de solicitudes de información, por características de clientes.

Características	Media de var. dep. entre inelegibles	Solicitudes por 100 días hechas durante...			
		Período completo	Dentro 100 días	Entre 100 y 365 días	Después 365 días
Por puntaje de crédito ex ante					
Mejores puntajes de crédito (N= 505)	0.69	0.24 (0.16)	0.78*** (0.25)	0.38 (0.24)	0.06 (0.20)
Peores puntajes de crédito (N= 555)	1.07	0.80*** (0.23)	0.57 (0.47)	0.99*** (0.31)	0.79*** (0.26)
Por número de solicitud por 100 días antes de Credicédula					
Ninguno (N= 362)	0.60	0.53** (0.24)	1.15*** (0.32)	1.15*** (0.39)	0.03 (0.25)
1 ó por debajo (N= 361)	0.83	0.64*** (0.19)	0.54 (0.34)	0.45* (0.23)	0.88*** (0.24)
Arriba de 1 (N= 337)	1.34	0.32 (0.33)	0.23 (0.73)	0.52 (0.41)	0.18 (0.37)
Por formalidad del empleo					
Sector formal (N= 305)	1.08	1.04*** (0.34)	1.25** (0.61)	1.19*** (0.44)	0.89** (0.36)
Sector informal (N= 691)	0.71	0.43*** (0.16)	0.58* (0.33)	0.70*** (0.23)	0.24 (0.19)
Por ingreso mensual					
Debajo de 1.5M Gs. (N= 461)	0.71	0.38** (0.17)	0.37 (0.30)	0.49** (0.21)	0.38* (0.23)
En o arriba de 1.5M Gs. (N= 599)	0.93	0.64*** (0.23)	1.00** (0.45)	0.81** (0.32)	0.46* (0.24)

Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Para las observaciones más cercanas a la discontinuidad son iguales a 4 (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas a la discontinuidad (score=.193 y score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familia. *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

que sugiere que los trabajadores informales podían beneficiarse particularmente de tener acceso a ello. Sin embargo, observamos que tanto los postulantes del sector formal como informal que se consideraban justo elegibles para el préstamo experimentaron más solicitudes de información a la oficina de crédito después de la oferta de préstamo. El efecto fue aún más durable para aquellos que trabajaban en el sector formal, lo que sugiere que este producto puede haber solucionado otros tipos de barreras en relación con el acceso a los mercados financieros más allá de la informalidad.

Por último, el último panel evalúa los beneficios por nivel de ingresos. Dividimos nuestra muestra en Gs 1,5 millones (unos USD 300), casi en la media, basándonos en el ingreso que las personas declararon en el momento de la postulación al préstamo. Puede ser que nuestros resultados en los dos paneles superiores de hecho se deban a una correlación entre el historial crediticio y el ingreso. El hecho de que las personas que eran menos conocidas y calificadas por el mercado de crédito se beneficiaron más, quizá oculte el hecho de que estas personas eran más pobres. Observamos, quizá de manera sorprendente, que la elegibilidad para el préstamo benefició particularmente a las personas con los ingresos más altos. La diferencia es particularmente marcada en el corto plazo. Esto respalda nuestras hipótesis de que es más probable que el impacto de la elegibilidad para el préstamo se deba a una mejor información disponible sobre estas personas proporcionada al mercado de crédito que a través de otros canales. El Cuadro A.3 del Apéndice muestra que llegamos a la misma conclusión cuando utilizamos una especificación no paramétrica.

En resumen, nuestros resultados parecen sugerir que ser considerado justo elegible para un préstamo formal aumentaba la interacción de las personas con el mercado de crédito, que estos efectos eran relativamente duraderos, que estaban concentrados entre las empresas financieras y las cooperativas y que eran más sólidas para las personas con peores registros crediticios formales y menor exposición previa a los acreedores.

5.2 La deuda no pagada

Ahora exploraremos si los niveles de deuda no pagada declarados a la oficina de crédito cambiaron para las personas después de que Credicédula las consideró solventes. Utilizando la misma ecuación de estimación, ahora nos centramos en las siguientes variables de resultado: el número y monto de los préstamos no pagados registrados a marzo de 2017 y la probabilidad de tener cualquier deuda no pagada en ese mismo momento del tiempo. Luego, podemos utilizar la fecha en que se registró la deuda como morosa para analizar los resultados a corto plazo vs. largo plazo, aunque esto depende de la deuda que aún permanece en el historial de la persona en marzo de 2017.

Observamos que, en términos agregados, ser considerado justo elegible para un préstamo no tuvo un impacto en la deuda no pagada, como se muestra en la primera columna del Cuadro 6. Sin embargo, la magnitud de los coeficientes es relativamente grande y positiva. Una vez que la dividimos por un período de tiempo relativo en comparación con la postulación al préstamo, observamos coeficientes negativos pequeños, pero rara vez significativos para los primeros 100 días. Dado que por ley Banco Familiar no habría podido informar sobre el impago del producto Credicédula hasta 90 días después de que los pagos hubiesen cesado, puede que este patrón se deba al hecho de que algunos clientes utilizaron Credicédula para pagar deudas de otros prestamistas con los que iban a incurrir en impago, mientras que aquellos que no recibieron el préstamo de Credicédula no pudieron hacer eso. También encontramos evidencia de un aumento en el número y probabilidad de tener créditos no pagados entre 100 y 365 días después de la postulación al préstamo. Esto parece desaparecer completamente en un horizonte a más largo plazo. Sugiere que las personas que eran justo elegibles para el préstamo pueden haberse enfrentado a un aumento de las dificultades financieras a corto plazo debido a este mayor acceso al crédito formal, que puede haber llevado a algunos a no pagar sus préstamos. Los datos sobre el monto de la deuda sencillamente son demasiado ruidosos para derivar cualquier conclusión. Las estimaciones con diferentes anchos de banda continúan proporcionando una conclusión general similar, como se muestra en el Cuadro A.4 del Apéndice. El panel B también muestra que se encuentran impactos similares, aunque incluso más débiles en la deuda impaga cuando se utiliza una estimación no paramétrica.

Encontramos evidencia limitada de que el impacto fuera diferente por institución financiera. No vemos impacto alguno para la deuda no pagada de Banco Familiar que sugiera que el pequeño aumento a corto plazo en los impagos era por préstamos obtenidos de otros prestamistas.¹⁰

En el Cuadro 7, presentamos los resultados para el impacto de la elegibilidad para un préstamo en la probabilidad de tener deuda impaga según las características del cliente. Los resultados mostrados aquí son similares a los que se derivan de otras medidas. El primer panel divide a las personas por su calificación crediticia ex ante, como lo hicimos en el Cuadro 5. Si bien el Cuadro 5 muestra que los postulantes con peores calificaciones crediticias experimentaron un mayor aumento de solicitudes, no observamos un aumento en las deudas no pagadas para este grupo. Las estimaciones puntuales son muy pequeñas y a veces negativas. Para los postulantes con las mejores calificaciones crediticias, observamos un efecto positivo mayor que a menudo no es significativo. También parece tener una duración relativamente breve. El próximo panel divide a las personas por el número de solicitudes cada 100 días que tenían en su informe crediticio antes de su postulación a Credicédula. Es interesante señalar que los postulantes que tenían una menor interacción con el sector financiero formal antes de Credicédula no muestran evidencia

¹⁰Los resultados están disponibles previa solicitud

Cuadro 6. Impacto de la elegibilidad en la deuda no pagada

Medidas de deuda no pagada	Media de var. dep. entre inelegibles	Deuda no pagada durante ...			
		Período completo	Dentro 100 días	Entre 100 y 365 días	Después 365 días
Panel A: Polinomio lineal					
Número de préstamos incumplidos	0.81	0.39 (0.26)	-0.06* (0.04)	0.27** (0.13)	0.18 (0.22)
Prob. de tener una deuda no pagada	0.40	0.11 (0.07)	-0.03 (0.02)	0.13** (0.06)	0.09 (0.07)
Total unpaid debt (000s Gs)	1,403	552 (690)	-120 (93)	331 (261)	340 (608)
Panel B: Estimación no-paramétrica					
Número de préstamos incumplidos	0.81	0.34 (0.27)	-0.07 (0.06)	0.23* (0.12)	0.18 (0.23)
Prob. de tener una deuda no pagada	0.40	0.09 (0.09)	-0.03 (0.03)	0.11 (0.07)	0.09 (0.09)
Total de deuda no pagada (000 Gs)	1,403	515 (716)	-131 (165)	302 (208)	344 (656)

N=1060 para todas las regresiones. Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Para el polinomio lineal, para las observaciones más cercanas a la discontinuidad es igual a 4 (score=.196 and score=.197 y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas de la discontinuidad score=.193 and score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familia. *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

de un aumento de los impagos. La mayoría de los coeficientes son negativos, aunque no significativamente diferentes de 0. Sin embargo, para aquellos individuos que ya habían interactuado considerablemente con el mercado crediticio, el sólo obtener un préstamo aumentó significativamente su probabilidad de tener una deuda no saldada en el momento de nuestro análisis. Este resultado parece ser particularmente fuerte en el mediano a largo plazo. Esto nos sugiere que los postulantes que tuvieron que depender de Credicédula a pesar de su acceso anterior al mercado crediticio pueden haber sido clientes con un comportamiento crediticio “malo” lo cual continuó después de que obtuvieron Credicédula.

En cuanto a las diferencias entre los postulantes en términos de empleo, no encontramos evidencia de que el efecto de la elegibilidad para un préstamo en la probabilidad de tener deuda

no pagada sea diferente según la formalidad del empleo. El último panel analiza la heterogeneidad por ingreso. Es sorprendente observar que las personas menos pobres muestran un mayor aumento de la deuda no pagada, particularmente a largo plazo. La robustez de estos resultados ante el uso de una estimación no paramétrica se demuestra en el Cuadro A.5 del Apéndice.

Cuadro 7. Impacto de la elegibilidad en la probabilidad de tener una deuda no pagada, por características de los aplicantes

Características	Media de var. dep. entre inelegibles	Incumplimiento durante...			
		Período completo	Dentro 100 días	Entre 100 y 365 días	Después 365 días
Por puntaje de crédito ex ante					
Mejores puntajes de crédito (N= 505)	0.31	0.14 (0.10)	0.00 (0.02)	0.15 (0.07)	0.02 (0.09)
Peores puntajes de crédito (N= 555)	0.57	0.02 (0.10)	-0.07 (0.04)	0.08 (0.09)	0.12 (0.10)
Por número de solicitud por 100 días antes de Credicédula					
Ninguno (N= 342)	0.36	-0.05 (0.13)	0.00 (0.02)	0.12 (0.09)	-0.14 (0.13)
En o por debajo de 1 (N= 361)	0.38	-0.03 (0.12)	-0.05* (0.03)	-0.06 (0.10)	0.09 (0.10)
Arriba de 1 (N= 357)	0.51	0.40*** (0.13)	-0.05 (0.07)	0.37*** (0.12)	0.30** (0.13)
Por formalidad del empleo					
Sector formal (N= 305)	0.42	0.14 (0.14)	0.05 (0.04)	0.13 (0.11)	0.13 (0.13)
Sector informal (N= 691)	0.40	0.12 (0.09)	-0.04 (0.03)	0.11 (0.07)	0.09 (0.09)
Por ingreso mensual					
Debajo de 1.5M Gs. (N= 461)	0.40	0.00 (0.11)	0.02 (0.04)	0.09 (0.09)	-0.02 (0.10)
En o arriba de 1.5M Gs. (N= 599)	0.40	0.17* (0.10)	-0.08** (0.03)	0.15* (0.08)	0.17* (0.10)

Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Para las observaciones más cercanas a la discontinuidad son iguales a 4 (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas a la discontinuidad (score=.193 y score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familia. *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

5.3 La calificación crediticia

Por último, también medimos el impacto de encontrarse justo por encima del umbral que determina elegibilidad para el préstamo en la calificación crediticia del postulante, según la oficina de crédito en marzo de 2017, fecha en la cual obtuvimos los informes de crédito. Equifax no nos proporcionó información sobre cómo se construyen las calificaciones crediticias en Paraguay. Sin embargo, pensamos que la calificación crediticia no suele ser como es en Estados Unidos, donde postular a un crédito inmediatamente disminuye la calificación crediticia de la persona. En particular, la mayoría de los que informan a Equifax en Paraguay, incluido Banco Familiar, son informadores “negativos”. Es decir, sólo informan a Equifax cuando un cliente se retrasa en los pagos, no cuando toman un nuevo préstamo o cuando pagan su deuda a tiempo. Esto impide la relación automática entre calificaciones crediticias y obtención de un crédito que podríamos prever en otros contextos. Sin embargo, dado que algunas instituciones financieras en Paraguay si son informadores “positivos”, no podemos excluir que parte del efecto que estamos midiendo pudiera ser mecánico.

En el Cuadro 8, mostramos que ser justo elegibles para un préstamo empeora significativamente la calificación crediticia de los postulantes en la oficina de crédito dos a tres años más tarde. Dado que la calificación crediticia es una categoría de letras, primero empleamos la misma linealización que describimos anteriormente, transformando cada letra en una probabilidad de impago. Observamos que las personas consideradas justo elegibles para un préstamo tenían una calificación crediticia (en Equifax) que implicaba 15% más de probabilidades de no pagar que aquellos a los que se les negaba el mismo préstamo. Esto significa una rebaja considerable de la calidad del crédito, vs. la calificación estimada para los mismos postulantes por el algoritmo de Credicédula. Luego indagamos más profundamente sobre la fuente de ese efecto. Observamos que hay una menor probabilidad de que los postulantes se sitúen en los dos primeros grupos de letras y un aumento muy fuerte en la probabilidad ex post de tener la letra X, lo que implica un impago en el pasado. Al comparar la calificación crediticia de una persona en marzo de 2017 con su calificación en el momento de la postulación, observamos que los postulantes considerados elegibles para el préstamo tenían un 11% más de probabilidades de tener peores calificaciones crediticias en 2017 en comparación con los postulantes que eran considerados demasiado riesgosos para recibir el préstamo. Esta conclusión subraya la desventaja potencial de aumentar el acceso al mercado financiero para individuos tradicionalmente desatendidos por el mercado financiero. Los resultados son relativamente similares en diferentes anchos de banda, como se muestra en el Cuadro A.6 del Apéndice, pero son algo más débiles utilizando un enfoque no paramétrico, como se muestra en el Cuadro A.7 del Apéndice.

A continuación, exploramos si hay heterogeneidad en esta respuesta. Nos centramos en nuestra medida de calificación crediticia linealizada, en términos de la probabilidad predicha de im-

Cuadro 8. Impacto de la elegibilidad en el puntaje crediticio

	Media entre inelegibles	Efecto de elegibilidad
Prob. prede. de incumpl. ex ante	36.59	15.87*** (5.96)
Prob. de puntaje ABCDEF	0.21	-0.11* (0.06)
Prob. de puntaje GHIJ	0.34	-0.10 (0.07)
Prob. de puntaje KLMN	0.23	0.11* (0.06)
Prob. de Puntaje X (Default)	0.26	0.15** (0.07)
Puntaje mejorado	0.16	-0.10* (0.06)
Puntaje mantenido	0.07	-0.01 (0.04)
Puntaje empeorado	0.76	0.10 (0.06)

N=1,060 para todas las regresiones. La probabilidad de incumplimiento es calculada por Equifax y luego publicada como una letter-score donde cada letra corresponde a un intervalo. Para referencia, A=0, B=1, C=2, D=3, E=4, F=6, G=8, H=10, I=12, J=15, K=20, L=30, M=50, N=73, X=100. Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Estas son igual a 4 para observaciones cercanas a la discontinuidad (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas de la discontinuidad (score=.193 y score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familia. *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

pago asociado con cada letra. El primer panel en el Cuadro 9 muestra que sólo para aquellos con el mejor informe crediticio inicial la calificación crediticia era significativamente diferente de los justo elegibles y los no elegibles. Sin embargo, las magnitudes para los dos grupos son similares. Por lo tanto, esto puede ser más un reflejo de que las personas con calificaciones crediticias más altas eran capaces de caer más drásticamente, aumentando así la precisión de la estimación.

El próximo panel separa a las personas por su exposición previa al mercado crediticio. Observamos que los postulantes que estaban más expuestos antes de postular a Credicédula acababan con calificaciones crediticias más bajas después de volverse elegibles para el préstamo. Esto sugiere que el efecto negativo del préstamo en las calificaciones crediticias está concentrado en personas que han tenido una mayor interacción con el mercado de crédito. Otorgar un préstamo a estas personas sencillamente aumenta su probabilidad de impago. Sin embargo, para aquellos anteriormente eran desconocidos para los acreedores, el préstamo no parece haber tenido un impacto negativo en las calificaciones crediticias.

A continuación, separamos a las personas por empleo y observamos que tanto los trabajadores formales como informales sufrieron una disminución de sus calificaciones crediticias, y que los peores resultados fueron para los empleados del sector formal. Esto tiene relación con la explicación de más arriba. Aquellas personas en el sector formal a las que se consideraba justo elegibles para el préstamo probablemente tenían un mal historial de pagos de la deuda y, por lo tanto, otorgar nuevos créditos a estas personas no mejoraba su bienestar financiero. Se puede contar una historia similar para la división por ingreso.

Los resultados son similares en términos de magnitud, pero más ruidosos cuando se utiliza un enfoque no paramétrico, como se muestra en el Cuadro A.8 en el Apéndice.

Cuadro 9. Impacto de elegibilidad en el puntaje crediticio (probabilidad predicha de impago), por características del aplicante

Características	Media entre inelegibles	Impacto en puntaje crediticio de Equifax	Obs.
		Por puntaje crediticio ex-ante	
Mejor puntaje crediticio	29.62	16.17** (8.17)	505
Peor puntaje crediticio	50.07	13.86 (8.75)	555
		Por número de solicitudes por 100 días antes de Credicédula	
Ninguno	31.48	11.10 (10.47)	362
En o debajo de 1	33.45	13.07 (9.47)	361
Arriba de 1	56.32	20.74* (11.97)	337
		Por formalidad del empleo	
Sector formal	40.27	27.78** (11.55)	305
Sector informal	35.58	15.34** (7.44)	691
		Por ingreso mensual	
Debajo de 1.5M Gs	37.07	6.23 (9.15)	461
En o arriba de 1.5M Gs.	36.11	22.80*** (8.32)	599

Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Para las observaciones más cercanas a la discontinuidad son iguales a 4 (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas a la discontinuidad (score=.193 y score=.2). Se eliminaron las solicitudes de información a Equifax dentro de los 3 días posteriores a la solicitud del Banco Familia. *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

En términos generales, observamos que ser considerado justo elegibles para un préstamo tiene consecuencias negativas para el individuo promedio en términos de su calificación crediticia dos a tres años más tarde. Sin embargo, una vez que exploramos el impacto más detalladamente, observamos que las personas que habían tenido interacción previa con el mercado, a pesar de tener ingresos más altos y un empleo formal, entraron en una espiral de la deuda más grande (posiblemente debido a su mal comportamiento crediticio anterior). En cambio, los postulantes que fueron previamente excluidos del mercado de crédito por falta de interacciones previas no parecen haber experimentado las mismas consecuencias, probablemente porque pagaron sus préstamos de manera más sostenida.

5.4 Resultados autoreportados

Después de haber mostrado que el acceso a un préstamo inicial parece haber generado más interacciones futuras con el mercado de crédito con consecuencias negativas limitadas para aquellos con interacciones mínimas previas con el sector financiero, ahora evaluamos si esto se tradujo en un impacto mayor en el bienestar de los beneficiarios. Para ese fin, utilizamos los datos de la encuesta que recopilamos de un subconjunto de postulantes. Dado que tenemos muy pocas personas 0,004 alrededor de nuestro límite (sólo 16 personas), ampliamos nuestra ventana para analizar los resultados en anchos de banda que oscilan entre 0,008 y 0,012 del umbral (82 personas). A medida que el ancho de banda se amplía, ganamos precisión gracias a un mayor número de datos, pero también nos enfrentamos potencialmente a más problemas vinculados con la localización endógena a un lado de la discontinuidad. Es necesario formular dos advertencias en este análisis. En primer lugar, las 512 personas que pudimos localizar para participar en la encuesta tenían unas calificaciones crediticias Equifax ligeramente peores que aquellas que no pudimos localizar. La diferencia es pequeña; encontramos una mayor probabilidad de impago de dos puntos porcentuales, que sólo es significativa en los dos anchos de banda más grandes, aunque implica que nuestros resultados con esta muestra pueden estar más cerca de los efectos heterogéneos que encontramos para las peores calificaciones crediticias iniciales que para la totalidad de la muestra. En segundo lugar, tenemos un “desgaste” diferencial en torno al umbral de elegibilidad. Ser elegible aumentó la probabilidad de ser encontrado por nuestros investigadores en cerca de dos puntos porcentuales, una vez más sólo significativamente en los dos anchos de banda más grandes. Dado que en las encuestas es típicamente más probable encontrar a los “mejores” individuos (aquellos con las mejores variables observables), el desgaste diferencial puede resultar en que nuestro grupo elegible tenga individuos con peores observables que nuestro grupo de inelegibles dado que logramos un mayor número de entrevistados en el primer grupo.¹¹ Esto debería llevarnos a sesgar hacia abajo nuestras estimaciones.

¹¹Los resultados están disponibles según solicitud.

Los resultados para estos casos se recogen en el Cuadro 10, utilizando dos períodos temporales. Nuestra primera encuesta se llevó a cabo en el segundo semestre de 2016, periodo que corresponde a uno a dos años después de la postulación a Banco Familiar. Presentamos estos resultados en las tres primeras columnas. Nuestra segunda encuesta se llevó a cabo en el segundo semestre de 2017, lo cual corresponde entre dos a tres años después de la postulación a Credicédula. Presentamos estos resultados en las últimas tres columnas. Cada columna representa un ancho de banda diferente.

Primero presentamos los resultados para 2016. Encontramos fuerte evidencia de que aquellos que eran considerados justo elegibles para obtener crédito se enfrentaron a costos crediticios menores uno a dos años más tarde. Esto sugiere que el acceso que permitió Credicédula o a otras fuentes de crédito sí permitió a los receptores pagar menos en intereses cada mes. También sugiere que el beneficio de tener acceso a un préstamo formal a través de Credicédula (vs. las fuentes de crédito alternativas disponibles para estas poblaciones) supera el impacto negativo de las calificaciones crediticias más bajas que recibieron posteriormente, como se mostró en la subsección anterior. Aunque no se recoge aquí, no encontramos evidencia de que obtener el préstamo de Credicédula mejorara el balance presupuestario de los receptores, lo que sugiere que puede que sencillamente hayan reorientado estos recursos a otras categorías de gasto. También observamos que tenían menos probabilidades de haber solicitado créditos en los últimos seis meses, quizá porque habían obtenido el crédito que necesitaban, aunque esto es sólo significativo en una de las especificaciones de ancho de banda. Observamos que ningún otro resultado parece ser diferente en cuanto a su significancia estadística entre los postulantes que se consideraban justo elegibles para el préstamo y aquellos que fueron justo rechazados.

Cuando miramos hacia un horizonte más a largo plazo con la segunda encuesta llevada a cabo en 2017 (dos a tres años después de la postulación), observamos evidencia incluso más interesante de que el préstamo puede haber tenido beneficios positivos para aquellos que se volvieron elegibles. Encontramos evidencia de que las personas que cumplían justo los requisitos para el préstamo seguían experimentando costos crediticios más bajos. Éstas declararon haber tenido menores dificultades para pagar las facturas cada mes, lo que sugiere que pudieron navegar mejor los shocks financieros. No encontramos evidencia de que esto los llevara a buscar más créditos o a ahorrar más. Sin embargo, los participantes que eran justo elegibles para el préstamo declararon un bienestar financiero significativamente mayor. Dado que la escala iba de 1 a 10, un aumento de 4 a 7 es un impacto muy grande para esa variable. No encontramos evidencia de un impacto basado en un índice de cuatro preguntas en relación con el bienestar emocional. Los resultados son relativamente similares cuando se utilizan estimaciones no paramétricas, aunque el bajo número de observaciones complicó el cálculo. Mostramos estos resultados en el Cuadro A.9 del Apéndice. La principal diferencia es que, en ese caso, encontramos un impacto significativo

y negativo en el bienestar emocional.

Cuadro 10. Impacto de la elegibilidad del préstamo sobre los resultados auto reportados.

RD window	Impactos de corto-plazo (2016)			Impactos de largo-plazo (2017)		
	[.185, .208]	[.187, .206]	[.189, .204]	[.185, .208]	[.187, .206]	[.189, .204]
Gastos a crédito (log)	-9.91** (4.17)	-10.55** (5.09)	-10.48* (6.14)	-13.46*** (4.61)	-12.64** (5.49)	-11.38* (6.59)
Problemas para pagar facturas (dummy)	-0.34 (0.32)	-0.18 (0.39)	-0.15 (0.46)	-0.49 (0.39)	-0.81* (0.46)	-1.02* (0.56)
Número de meses (problema)	0.02 (2.42)	0.00 (2.88)	-0.70 (3.41)	-3.45** (1.62)	-4.14** (1.86)	-4.45** (2.15)
Crédito solicitado	-0.73** (0.35)	-0.68 (0.43)	-0.68 (0.51)	-0.47 (0.39)	-0.44 (0.46)	-0.40 (0.53)
Guardado el mes pasado (dummy)	0.04 (0.29)	0.24 (0.34)	0.23 (0.39)	0.49 (0.37)	0.74 (0.45)	0.83 (0.55)
Bienestar financiero auto-reportado	-1.24 (1.90)	-0.78 (2.35)	-1.31 (2.80)	2.18 (1.90)	3.92* (2.22)	6.55** (2.46)
Index de bienestar emocional	-0.30 (0.67)	-0.28 (0.81)	0.29 (0.95)	-1.08 (0.65)	-1.01 (0.77)	-0.62 (0.91)
Observaciones	82	64	51	52	43	34

Hay 30 observaciones menos en 2017 debido a la deserción. Todas las regresiones tienen ponderaciones kernel triangular. Para las observaciones más cercanas a la discontinuidad son iguales a 4 (score=.196 y score=.197) y disminuye linealmente con la distancia, igualando a 1 para las observaciones más alejadas a la discontinuidad (score=.193 y score=.2). *p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01

En términos generales, estos resultados sugieren que recibir una oferta de un préstamo formal no sólo abría las puertas del mercado de crédito a estos postulantes sino también parecía tener algunos impactos positivos más duraderos en otros resultados económicos, a pesar de las calificaciones crediticias más bajas que parecen haber seguido a la oferta de préstamo uno a tres años más tarde.

6 Conclusiones

Este documento ha explorado el efecto causal de recibir una oferta de préstamo en los resultados financieros a nivel individual utilizando un diseño de regresión discontinua generado por la manera en que se adoptaban las decisiones de los préstamos. Encontramos evidencia sólida de que ser considerado justo elegible para un préstamo aumenta la interacción de la persona con

el mercado financiero formal, particularmente entre los postulantes que tenían una experiencia previa limitada. Esto puede deberse a una mayor credibilidad a los ojos del mercado de crédito o porque los postulantes tienen más confianza en sus interacciones con los acreedores. Observamos que para los postulantes que habían interactuado previamente de manera intensiva con el mercado de crédito, ser elegible para el préstamo generaba más dificultades financieras e impago. Sin embargo, para los postulantes que eran desconocidos para las entidades financieras, obtener acceso al crédito formal por primera vez abría las puertas a nuevas oportunidades en el mercado financiero sin generar impactos negativos en las calificaciones crediticias y sin aumentar los impagos. En términos totales, los préstamos de Credicédula parecen haber tenido efectos positivos a largo plazo en los resultados económicos generales. Esto parece deberse a que los postulantes tenían acceso a créditos con un costo menor de otras fuentes, a pesar de las altas tasas de los préstamos para los cuales se volvían elegibles.

Estas conclusiones son relevantes para las políticas públicas porque sugieren que utilizar mecanismos de selección alternativos de crédito puede llevar a que algunas personas desatendidas se beneficien del acceso al mercado financiero formal. Esto sugiere que a pesar del hecho de que el crédito parece estar disponible para esta población, el acceso a un mejor tipo de préstamos (formal) puede mejorar su situación financiera dos a tres años más tarde. El producto de préstamo de Credicédula era privadamente rentable, lo que sugiere que hay espacio para que el mercado privado aumente los servicios para clientes desatendidos.

Sin embargo, nuestros resultados también sugieren que, por sí solo, este enfoque de selección puede llevar a una selección adversa al otorgar elegibilidad a personas que están marginadas del mercado de crédito debido a un comportamiento crediticio malo en el pasado. Por lo tanto, este mecanismo de selección alternativo puede ser sumamente útil cuando se combina con metodologías de calificación de crédito tradicionales y sólo se aplica para evaluar la solvencia de los clientes potenciales con una limitada exposición a los mercados de crédito formales en el pasado. En general, se trata de una conclusión interesante porque sugiere que, para satisfacer más adecuadamente las necesidades de las personas, las políticas para mejorar el acceso al financiamiento deberían considerar diferentes enfoques basándose en la profundidad de las historias crediticias de esas personas. Por lo tanto, el rol de una oficina de crédito activa, que recopila información positiva y negativa sobre los clientes de las instituciones financieras es esencial para esta tarea.

7 Agradecimientos

Los autores quisieran agradecer a la firma paraguaya de encuestas E+E Economía y Estadísticas para el Desarrollo por su apoyo con la recolección de datos, y a Angélica Eguiguren, Constanza Palacios, Jose Miguel Pascual, Bernardo Pereira y Magdalena Martin por su excelente asistencia en la investigación y coordinación del trabajo de campo. Adicionalmente, quisiéramos agradecerle a Irani Arraíz, Norah Sullivan, y los participantes del seminario de la PUC Chile, y de las conferencias X Foro Ridge 2019, NEUDC 2019 y LACEA-LAMES 2019 por sus sugerencias, críticas y consejos. Quisiéramos también extender un agradecimiento muy especial a todo el equipo de Banco Familiar en Paraguay, sin el cual esta evaluación no habría sido posible, y en particular a Diego Balanovsky. Tessada agradece el financiamiento otorgado por el Proyecto Fondecyt 1191933. Se aplican las exenciones de responsabilidad habituales.

Referencias

- Agarwal, Sumit and Itzhak Ben-David**, “Loan prospecting and the loss of soft information,” *Journal of Financial Economics*, 2018, 129 (3), 608 – 628.
- , **Shashwat Alok, Pulak Ghosh, Soumanda Ghosh, Tomasz Piskorski, and Amit Seru**, “Banking the Unbanked: What Do 255 Million New Bank Accounts Reveal about Financial Access?,” Technical Report 17-12, Columbia Business School Research Paper 2017.
- , **Thomas Kigabo, Camelia Minoiu, Andrea Presbitero, and Andre Silva**, “Financial Access Under the Microscope,” Technical Report 18/208, International Monetary Fund Working Papers 2018.
- Arráiz, Irani, Miriam Bruhn, Claudia Ruiz Ortega, and Rodolfo Stucchi**, “Are Psychometric Tools a Viable Screening Method for Small and Medium Enterprise Lending? Evidence from Peru,” IDB Technical Notes 5, IDB Invest 2018.
- Azevedo, Viviane, Jeanne Lafortune, Liliana Olarte, and José Tessada**, “Personalizing or Reminding? How to better incentivize savings amongst low-income individuals,” 2019. Unpublished mimeo.
- Banerjee, Abhijit, Dean Karlan, and Jonathan Zinman**, “Six Randomized Evaluations of Microcredit: Introduction and Further Steps,” *American Economic Journal: Applied Economics*, January 2015, 7 (1), 1–21.
- , **Esther Duflo, Rachel Glennerster, and Cynthia Kinnan**, “The Miracle of Microfinance? Evidence from a Randomized Evaluation,” *American Economic Journal: Applied Economics*, January 2015, 7 (1), 22–53.
- Banerjee, Abhijit V. and Esther Duflo**, “Do Firms Want to Borrow More? Testing Credit Constraints Using a Directed Lending Program,” *The Review of Economic Studies*, 2014, 81 (2), 572–607.
- Bruhn, Miriam and Inessa Love**, “The Real Impact of Improved Access to Finance: Evidence from Mexico,” *The Journal of Finance*, 2014, 69 (3), 1347–1376.
- Burgess, Robin and Rohini Pande**, “Do Rural Banks Matter? Evidence from the Indian Social Banking Experiment,” *American Economic Review*, June 2005, 95 (3), 780–795.
- , **Grace Wong, and Rohini Pande**, “Banking for the Poor: Evidence From India,” *Journal of the European Economic Association*, 2005, 3 (2/3), 268–278.

- Burke, Jeremy, Julian Jamison, Dean Karlan, Kata Mihaly, and Jonathan Zinman**, “Credit Building or Credit Crumbling? A Credit Builder Loan’s Effects on Consumer Behavior, Credit Scores and Their Predictive Power,” Working Paper 26110, National Bureau of Economic Research July 2019.
- Calonico, Sebastian, Matias D. Cattaneo, Max H. Farrell, and Rocío Titiunik**, “Regression Discontinuity Designs Using Covariates,” *The Review of Economics and Statistics*, 2019, 101 (3), 442–451.
- Card, D. and L. D. Shore-Sheppard**, “Using discontinuous eligibility rules to identify the effects of the federal medicaid expansions on low-income children,” *Review of Economics and Statistics*, August 2004, 86 (3), 752–766.
- Cole, Shawn, Martin Kanz, and Leora Klapper**, “Incentivizing Calculated Risk-Taking: Evidence from an Experiment with Commercial Bank Loan Officers,” *The Journal of Finance*, 2015, 70 (2), 537–575.
- DiNardo, J. and D. S. Lee**, “Economic impacts of new unionization on private sector employers: 1984–2001,” *The Quarterly Journal of Economics*, 2004, 119 (4), 1383–1441.
- Fracassi, Cesare, Mark J. Garmaise, Shimon Kogan, and Gabriel Natividad**, “Business Microloans for U.S. Subprime Borrowers,” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 2016, 51 (1), 55–83.
- Gine, Xavier and Ghazala Mansuri**, “Money or ideas ? a field experiment on constraints to entrepreneurship in rural Pakistan,” Policy Research Working Paper Series 6959, The World Bank June 2014.
- Iyer, Rajkamal, Asim Ijaz Khwaja, Erzo F. P. Luttmer, and Kelly Shue**, “Screening Peers Softly: Inferring the Quality of Small Borrowers,” *Management Science*, 2016, 62 (6), 1554–1577.
- Johnson, David S., Jonathan A. Parker, and Nicholas S. Souleles**, “Household Expenditure and the Income Tax Rebates of 2001,” *American Economic Review*, December 2006, 96 (5), 1589–1610.
- Kane, T. J.**, “A quasi-experimental estimate of the impact of financial aid on college-going,” May 2003. NBER Working Paper No. 9703.
- Karlan, Dean and Jonathan Zinman**, “Expanding Credit Access: Using Randomized Supply Decisions to Estimate the Impacts,” *Review of Financial Studies*, 2010, 23 (1), 433–464.
- and —, “Microcredit in Theory and Practice: Using Randomized Credit Scoring for Impact Evaluation,” *Science*, 2011, 332 (6035), 1278–1284.

- Keys, Benjamin J., Tanmoy Mukherjee, Amit Seru, and Vikrant Vig,** “Did Securitization Lead to Lax Screening? Evidence from Subprime Loans,” *The Quarterly Journal of Economics*, 2010, 125 (1), 307–362.
- Liberti, José María and Mitchell A Petersen,** “Information: Hard and Soft,” *The Review of Corporate Finance Studies*, 11 2018, 8 (1), 1–41.
- Meager, Rachael,** “Understanding the Average Impact of Microcredit Expansions: A Bayesian Hierarchical Analysis of Seven Randomized Experiments,” *American Economic Journal: Applied Economics*, January 2019, 11 (1), 57–91.
- y Viswanathan Siva Lin Mingfeng y Prabhala, Nagpurnanand R.,** “Judging Borrowers by the Company They Keep: Friendship Networks and Information Asymmetry in Online Peer-to-Peer Lending,” *Management Science*, 2013, 59 (1), 17–35.

A Additional Tables and Figures

Figure A.1. Example of credit report from Equifax, first page

Fecha: 30/03/2017 11:41:23	Informconf <small>una empresa Equifax</small> Informes Confidenciales Primera Agencia Paraguaya de Informes Comerciales y Confidenciales	Pág:1/2
BANCO FAMILIAR S.A.E.C.A.		
CHILE 1080 E/JEJUI EDIF.GRUPO GRAL.B ^o LA ENCAR ASUNCION		(1 - 1 - 8 14)
Documento:		Tipo Documento: CEDULA DE IDENTIDAD
Nombre:		
Apellido:		
Sexo:		Fec.Nacimiento:
Estado Civil:		Nacionalidad: PARAGUAYA

Informconf Credit Scoring M0200INF

Faja: X

El score que antecede es producto del cálculo estadístico de datos muestrales del comportamiento de los paraguayos, y se obtiene comparando los datos de este informe, con el comportamiento de grupos

Bajo ningún punto de vista, puede ser tomado como Juicio de Valor, de la intención de pago de la persona.

Histórico de Direcciones

Calle: [REDACTED] Barrio: [REDACTED]
 Ciudad: [REDACTED] Tel.: [REDACTED] Prim. y Ult. Ref: 18/04/2011 18/04/2011

Solicitudes de Informes (Últimos 3 años)

Afiliado	Fecha	Tipo Operación
CREDI AGIL(Tel: 2471000)	15/12/2014	Solo Consulta
INVERFIN S.A.E.C.A.(Tel: 2883300 / 282442)	30/12/2014	Solo Consulta
VISION BANCO S.A.E.C.A.(Tel: 4143000)	02/01/2015	Solo Consulta
BANCO FAMILIAR S.A.E.C.A. (S.O)(Tel: 4142000)	03/01/2015	Solo Consulta
SOLAR SA DE AHORRO Y PTMO. PARA LA VIVIENDA(Tel: 452100)	05/01/2015	Solo Consulta
FINANCIERA EL COMERCIO S.A.E.C.A.(Tel: 6188000)	05/01/2015	Solo Consulta
CREDITOTAL(Tel: 4184000)	07/01/2015	Solo Consulta
CHE DUO PRESTAMOS PERSONALES(Tel: 2388800)	16/01/2015	Solo Consulta
TELEFONICA CELULAR DEL PARAGUAY S.A.(Tel: 6189000 / 6189332)	19/01/2015	Solo Consulta
AMX PARAGUAY S.A.(Tel: 4178000 / 2499722)	21/01/2015	Solo Consulta
CREDI CLARA S.A.(Tel: 440502 / 443070)	22/01/2015	Solo Consulta
INVERFIN S.A.E.C.A.(Tel: 2883300 / 282442)	03/02/2015	Solo Consulta
AMX PARAGUAY S.A.(Tel: 4178000 / 2499722)	30/03/2015	Solo Consulta
CREDI AGIL(Tel: 2471000)	24/04/2015	Solo Consulta
SOLAR AHORRO Y FINANZAS S.A.E.C.A.(Tel: 452100)	25/06/2015	Solo Consulta
TELEFONICA CELULAR DEL PARAGUAY S.A.(Tel: 6189000 / 6189332)	26/06/2015	Solo Consulta
CREDITOTAL(Tel: 4184000)	20/07/2015	Solo Consulta
COOP.DE GRADUADOS EN CIENCIAS ECONOMICAS(Tel: 497195 / 446220)	11/08/2015	Solo Consulta
AMX PARAGUAY S.A.(Tel: 4178000 / 2499722)	31/08/2015	Solo Consulta
TECNO PARAGUAY S.A(Tel: 444901/3)	01/09/2015	Solo Consulta
VISION BANCO S.A.E.C.A.(Tel: 4143000)	22/09/2015	Solo Consulta
SOLAR AHORRO Y FINANZAS S.A.E.C.A.(Tel: 452100)	22/09/2015	Solo Consulta
JET TRADE ELECTRODOMESTICOS S.A.(Tel: 480879 / 424245)	15/12/2015	Solicitud de Crédito
CREDITOTAL(Tel: 4184000)	16/12/2015	Solo Consulta
ALEX S.A.(Tel: 645900)	21/01/2016	Solo Consulta
NUCLEO S.A.(Tel: 2189000)	28/01/2016	Solo Consulta
SOLAR AHORRO Y FINANZAS S.A.E.C.A.(Tel: 452100)	17/03/2016	Solo Consulta
SOLAR AHORRO Y FINANZAS S.A.E.C.A.(Tel: 452100)	05/05/2016	Solo Consulta
CREDITOTAL(Tel: 4184000)	24/06/2016	Solo Consulta
CREDI AGIL(Tel: 2471000)	26/10/2016	Solo Consulta

El presente Informe es de uso exclusivo y confidencial, INFORMCONF no tiene el control de las fuentes públicas de información (Art.28 C.N.) eximiéndose de toda responsabilidad por cualquier alteración o error que pudiera existir, no siendo tampoco carta de fianza o recomendación (Art.1469 C.C)

© Informconf: mayo 2016 Operador: [REDACTED]

Figure A.2. Example of credit report from Equifax, second page

Fecha: 30/03/2017 11:41:23		Informconf <small>una empresa Equifax</small>		Pág:2/2							
<small>Informes Confidenciales Primerá Agencia Paraguaya de Informes Comerciales y Confidenciales</small>											
BANCO FAMILIAR S.A.E.C.A.											
CHILE 1080 EJEJUI EDIF.GRUPO GRAL.B ^{LA} ENCÁR				ASUNCIÓN							
(1 - 1 - 8 14)											
Solicitudes de Informes (Últimos 3 años)											
Afiliado		Fecha		Tipo Operación							
ALEX S.A. (Tel: 645900)		22/12/2016		Solo Consulta							
BANCO FAMILIAR S.A.E.C.A. (Tel: 4142000)		30/03/2017		Solo Consulta							
Solicitudes de Informes (Resumen últimos 30 días)											
<small>Obs: Se refiere a la cantidad de pedidos de información, por rango de días, que los Afiliados han realizado de esta persona en los últimos 30 días.</small>											
Días	Hoy	1 a 5	6 a 10	11 a 15	16 a 20	21 a 25	26 a 30				
Cantidad Período	1	0	0	0	0	0	0				
Cantidad Acumulada	1	1	1	1	1	1	1				
Solicitudes de Informes (Resumen últimos 3 años)											
<small>Obs: Se refiere a la cantidad de pedidos de información, por mes, que los Afiliados han realizado de esta persona en los últimos 36 meses.</small>											
2014-04	2014-05	2014-06	2014-07	2014-08	2014-09	2014-10	2014-11	2014-12	2015-01	2015-02	2015-03
0	0	0	0	0	0	0	0	2	9	1	1
2015-04	2015-05	2015-06	2015-07	2015-08	2015-09	2015-10	2015-11	2015-12	2016-01	2016-02	2016-03
1	0	2	1	2	3	0	0	2	2	0	1
2016-04	2016-05	2016-06	2016-07	2016-08	2016-09	2016-10	2016-11	2016-12	2017-01	2017-02	2017-03
0	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1
Operaciones Morosas											
Afiliado	Fecha Op.	Monto Operación	Mon.	Plazo	F.Inscrip.	F.Ultimo Pago	F.Vic. Pendiente	Saldo			
CREDITOTAL	13/01/2016	6.055.192,00	Gs.	18M	15/12/2016	29/09/2016	15/09/2016	3.081.545,00			
		Tipo Op.: Deuda Deudor									
AMX PARAGUAY S.A.		559.511,00	Gs.	0M	09/01/2017		30/09/2016	559.511,00			
		Tipo Op.: Servicio Deudor									
NEXO S.A.E.C.A.	27/06/2016	3.160.000,00	Gs.	10M	30/01/2017		27/07/2016	3.160.000,00			
		Tipo Op.: Deuda Deudor									
NO REGISTRAMOS EN NUESTRA BASE DE DATOS: L.Trabajo - Doc.Extraviados - Referencias - Demandas - Convocatorias - Quiebras - Remates - Inhabilitación de Cuentas - //											
El presente Informe es de uso exclusivo y confidencial, INFORMCONF no tiene el control de las fuentes públicas de información (Art.28 C.N.) eximiéndose de toda responsabilidad por cualquier alteración o error que pudiera existir, no siendo tampoco carta de fianza o recomendación (Art.1469 C.C.)											
© Informconf: mayo 2016						Agiroa					

Figure A.3. Density of applications by Banco Familiar score and year of application

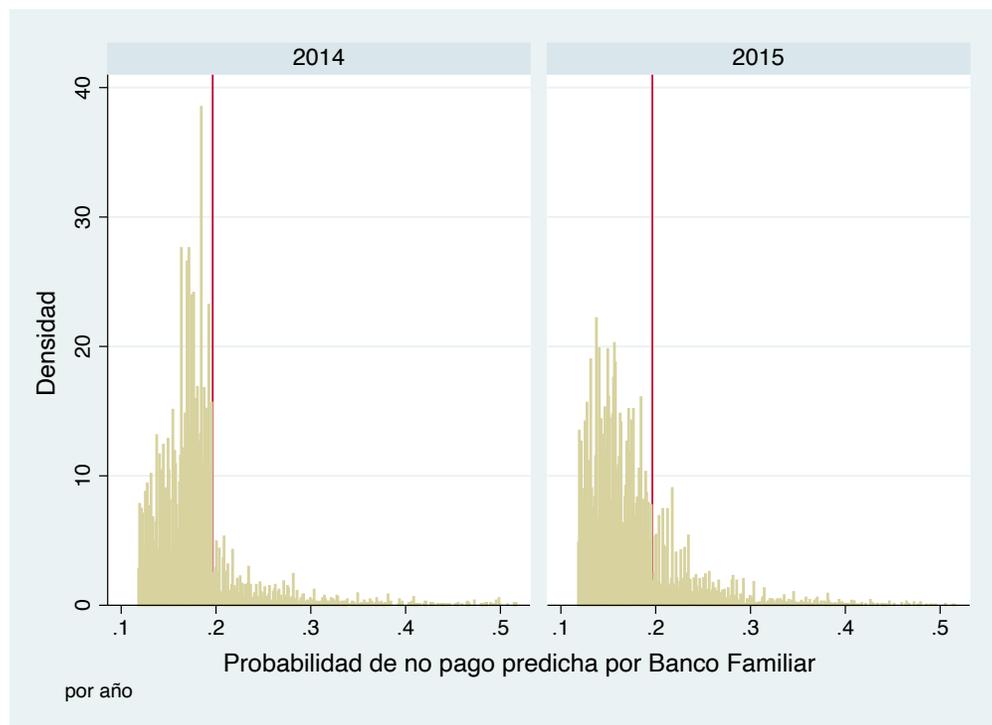


Table A.1. Robustness of RD impact of eligibility on number of requests for information to Equifax by bandwidth

Bandwidths	Whole period	Within 100 days	Between 100 and 365 days	After 365 days	Obs.
$.193 \leq pm \leq .2$	0.60*** (0.15)	0.80*** (0.28)	0.78*** (0.20)	0.47*** (0.16)	1,060
$.194 \leq pm \leq .199$	0.48*** (0.18)	0.50 (0.34)	0.61** (0.25)	0.43** (0.21)	766
$.195 \leq pm \leq .198$	0.39 (0.26)	0.26 (0.46)	0.37 (0.35)	0.38 (0.30)	452
$.196 \leq pm \leq .197$	0.47** (0.20)	0.45 (0.31)	0.54** (0.26)	0.42* (0.24)	101

All regressions have triangular kernel weights. These are equal to 4 for observations closest to discontinuity (score=.196 and score=.197) and decrease linearly with distance, equaling 1 for observations furthest away from discontinuity (score=.193 and score=.2). Requests for information to Equifax within 3 days of the Banco Familiar application were eliminated. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.2. Impact of eligibility on number of requests for information, using non-parametric estimation

Characteristic	Whole period	Within 100 days	Between 100 and 365 days	After 365 days
Total	0.58*** (0.16)	0.73*** (0.28)	0.74*** (0.21)	0.46** (0.20)
By type of institution				
Banco Familiar	0.11*** (0.03)	0.03 (0.07)	0.21*** (0.05)	0.05 (0.05)
Other banks	0.03 (0.04)	0.01 (0.08)	0.06 (0.05)	0.02 (0.04)
Finance Company	0.19*** (0.05)	0.17* (0.10)	0.24*** (0.07)	0.15** (0.06)
Cooperative	0.09*** (0.03)	0.12** (0.05)	0.08** (0.04)	0.08*** (0.03)
Store credit	0.08 (0.08)	0.34** (0.15)	0.11 (0.09)	0.01 (0.10)
Moneylenders	0.03 (0.02)	0.06 (0.06)	-0.01 (0.04)	0.04* (0.02)

N=1060 for all regressions. All regressions use STATA comand rdrobust and triangular weights. Requests for information to Equifax within 3 days of the Banco Familiar application were eliminated. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.3. Impact of eligibility on number of requests per 100 days for information, non-parametric specification

Characteristic	Whole period	Within 100 days	Between 100 and 365 days	After 365 days
By ex-ante credit score				
Better credit scores (N= 505)	0.22 (0.18)	0.75*** (0.26)	0.33 (0.22)	0.05 (0.26)
Worse credit scores (N= 555)	0.81*** (0.25)	0.56 (0.47)	1.00*** (0.33)	0.80*** (0.29)
By requests per 100 days before Credicedula				
None (N= 362)	0.46* (0.25)	1.14*** (0.36)	1.07*** (0.37)	-0.05 (0.32)
At or below 1 (N= 361)	0.68*** (0.24)	0.52 (0.45)	0.47 (0.31)	0.94*** (0.31)
Above 1 (N= 337)	0.34 (0.37)	0.22 (0.65)	0.55 (0.47)	0.20 (0.44)
By Employment formality				
Formal sector (N= 305)	1.06*** (0.40)	1.21* (0.64)	1.20** (0.53)	0.93* (0.48)
Informal sector (N= 691)	0.39** (0.17)	0.48 (0.32)	0.64*** (0.21)	0.22 (0.21)
By monthly income				
Below 1.5M Gs. (N= 461)	0.34* (0.18)	0.33 (0.38)	0.41* (0.22)	0.36 (0.22)
At or above 1.5M Gs. (N= 599)	0.63** (0.26)	0.91** (0.41)	0.80** (0.33)	0.46 (0.33)

All regressions use STATA command `rdrobust` and triangular kernel weights. Requests for information to Equifax within 3 days of the Banco Familiar application were eliminated. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.4. Robustness of default results on bandwidth choices

Bandwidths	Whole period	Within 100 days	Between 100 and 365 days	After 365 days	Obs.
Panel A: Number of loans in default					
.193 ≤ pm ≤ .2	0.39 (0.26)	-0.06* (0.04)	0.27** (0.13)	0.18 (0.22)	1,060
.194 ≤ pm ≤ .199	0.16 (0.31)	-0.10** (0.04)	0.09 (0.15)	0.16 (0.26)	766
.195 ≤ pm ≤ .198	-0.35 (0.43)	-0.13** (0.06)	0.04 (0.20)	-0.27 (0.37)	452
.196 ≤ pm ≤ .197	0.06 (0.29)	-0.09 (0.06)	0.12 (0.13)	0.03 (0.25)	101
Panel B: Probability of defaulting					
.193 ≤ pm ≤ .2	0.11 (0.07)	-0.03 (0.02)	0.13** (0.06)	0.09 (0.07)	1,060
.194 ≤ pm ≤ .199	0.05 (0.09)	-0.04 (0.03)	0.05 (0.07)	0.07 (0.09)	766
.195 ≤ pm ≤ .198	-0.13 (0.12)	-0.07 (0.04)	0.00 (0.10)	-0.09 (0.12)	452
.196 ≤ pm ≤ .197	-0.01 (0.10)	-0.05 (0.03)	0.04 (0.07)	0.02 (0.09)	101
Panel C: Amount defaulted on (000s)					
.193 ≤ pm ≤ .2	552 (690)	-120 (93)	331 (261)	340 (608)	1,060
.194 ≤ pm ≤ .199	386 (811)	-167 (120)	204 (300)	349 (710)	766
.195 ≤ pm ≤ .198	-895 (1,130)	-348* (183)	62 (386)	-609 (1,005)	452
.196 ≤ pm ≤ .197	14.68 (758)	-215 (150)	180 (216)	49 (707)	101

All regressions have triangular kernel weights. These are equal to 4 for observations closest to discontinuity (score=.196 and score=.197) and decrease lineally with distance, equaling 1 for observations furthest away from discontinuity (score=.193 and score=.2). * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.5. Impact of eligibility on probability of having unpaid debt, by applicants' characteristics, non-parametric estimation

Characteristic	Whole period	Within 100 days	Between 100 and 365 days	After 365 days
By ex-ante credit score				
Best credit scores (N= 505)	0.13 (0.12)	-0.00 (0.02)	0.14 (0.08)	0.02 (0.11)
Worse credit scores (N= 555)	0.02 (0.13)	-0.07 (0.07)	0.06 (0.11)	0.12 (0.13)
By number of requests per 100 days before Creditedula				
None (N= 342)	-0.06 (0.17)	0.00 (0.01)	0.12 (0.11)	-0.14 (0.17)
At or below 1 (N= 361)	-0.04 (0.15)	-0.04 (0.02)	-0.09 (0.12)	0.09 (0.12)
Above 1 (N= 357)	0.39** (0.17)	-0.07 (0.11)	0.36*** (0.09)	0.29* (0.17)
By employment formality				
Formal sector (N= 305)	0.16 (0.18)	0.05** (0.02)	0.12 (0.14)	0.16 (0.17)
Informal sector (N= 691)	0.10 (0.11)	-0.04 (0.04)	0.09 (0.08)	0.08 (0.11)
By monthly income				
Below 1.5M Gs. (N= 461)	-0.02 (0.14)	0.02 (0.02)	0.06 (0.10)	-0.03 (0.13)
At or above 1.5M Gs. (N= 599)	0.16 (0.13)	-0.08 (0.06)	0.14 (0.10)	0.17 (0.12)

All regressions use STATA command `rdrobust` and triangular kernel weights. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.6. Robustness of credit score results on bandwidth selection

RD window	Effect of eligibility [.193, .2]	Effect of eligibility [.194, .199]	Effect of eligibility [.194, .199]	Effect of eligibility [.196, .197]
Ex-post probability of default	15.87*** (5.96)	14.32** (7.27)	5.54 (10.15)	10.72 (8.55)
Prob. of Score ABCDEF	-0.11* (0.06)	-0.13* (0.07)	-0.05 (0.10)	-0.06 (0.09)
Prob. of Score GHIJ	-0.10 (0.07)	-0.03 (0.08)	0.03 (0.11)	-0.03 (0.09)
Prob. of Score KLMN	0.11* (0.06)	0.12 (0.08)	0.15 (0.11)	0.10 (0.09)
Prob. of Score X (Default)	0.15** (0.07)	0.09 (0.09)	-0.02 (0.12)	0.07 (0.10)
Improved score	-0.10* (0.06)	-0.16** (0.07)	-0.22** (0.10)	-0.12 (0.08)
Kept score	-0.01 (0.04)	-0.01 (0.05)	0.06 (0.07)	0.02 (0.05)
Worsened score	0.10 (0.06)	0.17** (0.08)	0.16 (0.11)	0.10 (0.09)
Observations	1,060	766	452	101

The probability of default is calculated by Equifax and then published as a letter-score where each letter corresponds to an interval. For reference, A=0, B=1, C=2, D=3, E=4, F=6, G=8, H=10, I=12, J=15, K=20, L=30, M=50, N=73, X=100. All regressions have triangular kernel weights. These are equal to 4 for observations closest to discontinuity (score=.196 and score=.197) and decrease lineally with distance, equaling 1 for observations furthest away from discontinuity (score=.193 and score=.2). * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.7. Impact of eligibility on credit score, non-parametric estimation

	Effect of eligibility
Ex-post probability of default	15.63** (7.20)
Prob. of Score ABCDEF	-0.11 (0.08)
Prob. of Score GHIJ	-0.09 (0.08)
Prob. of Score KLMN	0.11 (0.08)
Prob. of Score X (Default)	0.14 (0.09)
Improved score	-0.11 (0.08)
Kept score	-0.01 (0.05)
Worsened score	0.12 (0.09)

N=1060 for all regressions. The probability of default is calculated by Equifax and then published as a letter-score where each letter corresponds to an interval. For reference, A=0, B=1, C=2, D=3, E=4, F=6, G=8, H=10, I=12, J=15, K=20, L=30, M=50, N=73, X=100. All regressions estimates are calculated using the rdrobust STATA command and use triangular kernel weights. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.

Table A.8. Impact of eligibility on credit score (predicted probability of default), by applicant characteristics, non-parametric estimation

Characteristic	Effect of eligibility	Obs.
	By ex-ante credit score	
Best scores	13.79 (10.09)	505
Worse scores	13.60 (11.17)	555
	By number of requests per 100 days before Creditedula	
None	11.09 (12.67)	362
At or below 1	12.10 (12.03)	361
Above 1	16.91 (15.85)	337
	By employment formality	
Formal sector	23.03 (15.36)	305
Informal sector	15.27* (9.26)	691
	By monthly income	
Below 1.5M Gs.	5.17 (11.26)	461
At or above 1.5M Gs.	22.15** (10.74)	599

The probability of default is calculated by Equifax and then published as a letter-score where each letter corresponds to an interval. For reference, A=0, B=1, C=2, D=3, E=4, F=6, G=8, H=10, I=12, J=15, K=20, L=30, M=50, N=73, X=100. All regressions estimates are calculated using the `rdrobust` STATA command and use triangular kernel weights. * $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$.

Table A.9. Impact of loan eligibility on self-reported outcomes, non-parametric estimates

RD window	Short-term impacts (2016)			Long-term impacts (2017)		
	[.185, .208]	[.187, .206]	[.189, .204]	[.185, .208]	[.187, .206]	[.189, .204]
Expenses on credit (log)	-10.17*** (3.94)	-10.40** (4.12)	-11.01** (4.96)	-13.49*** (2.48)	-12.08*** (2.56)	
Trouble paying bills (dummy)	-0.29** (0.13)	-0.18 (0.12)	-0.13 (0.13)	-0.54 (0.55)	-0.85 (0.67)	
Number of months (trouble)	0.07 (2.68)	-0.06 (3.33)	-1.46 (4.14)	-3.58* (1.92)	-4.19** (1.84)	
Sought credit	-0.74** (0.32)	-0.67* (0.36)	-0.71 (0.44)	-0.47 (0.34)	-0.39 (0.39)	
Saved last month (dummy)	0.08 (0.30)	0.25 (0.33)	0.26 (0.41)	0.52 (0.35)	0.78* (0.42)	
Self-reported financial well-being	-1.23 (1.66)	-0.81 (1.90)	-1.03 (2.11)	2.46 (4.48)	4.42 (5.89)	
Index of emotional well-being	-0.28 (0.58)	-0.20 (0.62)	0.27 (0.81)	-1.06** (0.46)	-0.95** (0.47)	
Observations	82	64	51	52	43	

There are 30 fewer observations in 2017 because of attrition. The long-term impacts could not be computed for the smaller bandwidth because of the small number of observations. All regressions estimates are calculated using the rdrobust STATA command and use triangular kernel weights. * p<0.1, ** p<0.05, *** p<0.01.