

¿Son las herramientas psicométricas un método de selección viable para préstamos a pequeñas y medianas empresas? Evidencia de Perú

Autores:

Irani Arráiz
Miriam Bruhn
Claudia Ruiz Ortega
Rodolfo Stucchi

Abril 2018

¿Son las herramientas psicométricas un método de selección viable para préstamos a pequeñas y medianas empresas?

Evidencia de Perú

Copyright © 2018 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.

Diseño Portada: David Peña Blanco

¿Son las herramientas psicométricas un método de selección viable para préstamos a pequeñas y medianas empresas? Evidencia de Perú*

Irani Arráiz[†], Miriam Bruhn[‡], Claudia Ruiz Ortega[§], Rodolfo Stucchi[¶]

Resumen

Hemos colaborado con el Laboratorio de Finanzas para Emprendedores (Entrepreneurial Finance Lab, EFL) y un importante banco de Perú para estudiar el uso de la psicometría en los préstamos a pequeñas y medianas empresas (PYME). Los solicitantes utilizaron una herramienta psicométrica y a aquellos que alcanzaron una puntuación superior a un determinado umbral se les ofreció un préstamo. Utilizando un diseño de regresión discontinua y datos del buró de crédito llegamos a la conclusión de que la herramienta aumentaba el uso de préstamos a las PYME en cerca de 54 puntos porcentuales para los solicitantes sin un historial de crédito, sin que esto llevase a empeorar la conducta relacionada con el repago. Este aumento de los préstamos se debió sobre todo a instituciones financieras diferentes de nuestro banco socio. Para los solicitantes con un historial crediticio, la herramienta no aumentó el uso de préstamos por parte de las PYME.

Clasificación JEL: D82, G21, G32.

Palabras clave: Información asimétrica, psicometría, riesgo crediticio, acceso al crédito

* Agradecemos al Laboratorio de Finanzas para Emprendedores y a nuestro banco socio por haber compartido sus datos e información, así como a Pierre Freundt de Equifax Perú por contestar pacientemente a nuestras preguntas. También agradecemos a Asim Khwaja y Bailey Klinger por sus valiosos comentarios. Alejandra Arrieta colaboró proporcionando una excelente ayuda en la investigación. El apoyo financiero para este proyecto fue brindado por el Programa de Investigación Estratégica. Las opiniones expresadas en esta publicación pertenecen a los autores y no reflejan necesariamente las opiniones del Banco Interamericano de Desarrollo, de BID Invest o del Banco Mundial, de sus directorios ejecutivos ni de los países que representan.

[†] BID Invest; e-mail: iarraiz@iadb.org.

[‡] Banco Mundial; e-mail: mbruhn@worldbank.org.

[§] Banco Mundial; e-mail: cruzortega@worldbank.org.

[¶] BID Invest; e-mail: rstucchi@iadb.org.

1. Introducción

Las pequeñas y medianas empresas (PYME) tienden a enfrentarse a dificultades financieras más considerables que las empresas grandes, en parte porque están sujetas a asimetrías de información que son menos graves en las firmas grandes. Las PYME a menudo carecen de estados financieros auditados y de información sobre sus operaciones y, como consecuencia, las instituciones financieras tienen dificultades para evaluar el riesgo de prestarles (De la Torre *et al.*, 2009).

Varios estudios han documentado que el intercambio de información, los burós de crédito y la calificación de los créditos pueden aumentar el crédito a las PYME (Berger *et al.*, 2005; Brown *et al.*, 2009; Love y Mylenko, 2003; Martínez Pería y Singh, 2014). Sin embargo, no todos los países tienen burós de crédito y, donde estos burós existen, la información que proporcionan puede verse limitada por motivos legales e institucionales. Por ejemplo, el buró de crédito promedio en América Latina y el Caribe cumple solo con la mitad de las mejores prácticas y cubre únicamente al 41,2% de la población adulta (Doing Business Report 2017).

Por lo tanto, a pesar de que la calificación crediticia puede mejorar el acceso de las PYME al crédito, la legislación que producirá mejoras en la calidad y profundidad de la información registrada por los burós de crédito puede tardar años en aprobarse. Incluso después de que dichos burós se establecen y empiezan a trabajar de forma adecuada, construir un modelo apropiado de calificación del crédito a menudo requiere varios años de historial crediticio. Además, los solicitantes de los préstamos están sujetos al dilema del huevo o la gallina. La información de los burós es útil sobre todo para adoptar decisiones crediticias en relación con los solicitantes de los préstamos con un historial crediticio detallado, pero los solicitantes solo pueden construir ese historial obteniendo créditos, para lo cual necesitan un buen historial crediticio. Por lo tanto, en numerosos países los mercados de crédito pueden verse obligados a depender de tecnologías de préstamos alternativas para seleccionar a los posibles clientes.

Una de esas tecnologías de préstamos alternativas depende de las pruebas psicométricas para seleccionar a los solicitantes de los préstamos. Este trabajo estudia la efectividad de una herramienta psicométrica para aprobar los préstamos a las PYME en el contexto de un ejercicio piloto llevado a cabo por el Laboratorio de Finanzas para Emprendedores (EFL, por sus siglas en inglés), una empresa de tecnología financiera fundada en 2010, y una institución financiera de Perú. EFL ha desarrollado una herramienta alternativa de evaluación de riesgo crediticio que pueden usar las instituciones financieras con el fin de seleccionar de forma más adecuada a los solicitantes de préstamos. Este instrumento utiliza una aplicación psicométrica para evaluar el riesgo crediticio del propietario de una PYME. Según el sitio web de EFL, la herramienta ha sido usada para evaluar cerca de 1 millón de solicitudes de préstamos en 15 países en cuatro continentes mientras las instituciones financieras exploran cómo incorporar la herramienta en sus procesos de préstamos.¹

¹ Véase la página <https://www.eflglobal.com/>, consultada el 27 de marzo de 2017. En noviembre de 2017 EFL se fusionó con Lenddo, que utiliza datos móviles y de huella digital para la calificación crediticia. Para más información sobre LendoEFL, véase include1billion.com.

El ejercicio piloto realizado en Perú fue la primera implementación de la herramienta de EFL en América Latina y se basaba en la “calificación crediticia psicométrica África v2”, basada a su vez en información de 920 observaciones con datos sobre el reembolso de los préstamos, la mayoría de los cuales correspondía a África. La institución financiera participante, uno de los cinco bancos comerciales más grandes de Perú (nos referiremos a este banco como nuestro “banco socio”), llevó a cabo la prueba piloto de la herramienta de EFL a partir de marzo de 2012, con el objetivo de ampliar su cartera de PYME. En aquel momento, nuestro banco socio no era muy activo en el mercado de las PYME. Su método de selección convencional, basado en una puntuación crediticia de tres dígitos de Equifax Perú y una visita a la PYME, era más apropiado para empresas más grandes y resultaba en una alta tasa de rechazo de los préstamos en el segmento PYME.²

Durante el ejercicio piloto, los solicitantes PYME fueron seleccionados con la herramienta de EFL y recibieron una calificación crediticia psicométrica de tres dígitos. A todos los solicitantes que obtenían una calificación superior a un determinado umbral establecido por nuestro banco socio se les ofrecía un préstamo, lo cual permitía utilizar un diseño de regresión discontinua (RD) para evaluar la efectividad de la herramienta.³ Nuestro banco socio fijó el límite de forma arbitraria, dado que el banco no tenía información histórica para definirlo. A los solicitantes con una puntuación inferior al umbral EFL también les ofrecía un préstamo si eran aprobados según el método de selección convencional del banco. Solo a las PYME rechazadas por ambos métodos de selección nuestro banco socio no les ofrecía un préstamo.

La manera en que nuestro banco socio aplicó la herramienta de EFL es diferente del uso que le han dado otras instituciones financieras. Cuando existe información del buró de crédito, las instituciones financieras suelen utilizar dichos datos para aprobar a los clientes con un probable buen riesgo crediticio y rechazar a los clientes con un probable mal riesgo crediticio. Sin embargo, puede que algunos de esos solicitantes rechazados sean clientes rentables, sobre todo si han sido rechazados no debido a información desfavorable de parte del buró de crédito sino por falta de información crediticia, es decir, porque tienen un archivo delgado en el buró de crédito. La herramienta de EFL suele emplearse para evaluar el riesgo crediticio de estos clientes con archivos delgados. A diferencia de este uso habitual, nuestro banco socio utilizó la herramienta de EFL para conceder créditos a todo tipo de solicitantes, incluidos aquellos con archivos crediticios delgados en el buró de crédito y aquellos con información negativa en el buró de crédito.

Uno de los motivos por los cuales nuestro banco socio estaba dispuesto a probar la herramienta EFL con solicitantes que tenían malos archivos crediticios puede ser que, con el fin de calibrar el modelo, debía tener un número mínimo de omisiones de pago. Además, el proyecto piloto incluía una facilidad de garantía de riesgo compartido financiado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID). Esta facilidad de riesgo compartido cubría hasta una fracción máxima de la exposición crediticia (principal e intereses) para los préstamos

² Los burós de crédito de Perú cubren el 100% de la población adulta, de modo que todos tienen una calificación crediticia, aunque para las personas sin un historial crediticio esta calificación de crédito se basa sobre todo en información demográfica.

³ El gráfico A1 del apéndice muestra la distribución de las calificaciones EFL para todos los solicitantes de préstamos de las PYME de nuestra muestra, por debajo y por encima del umbral seleccionado.

garantizados después de la primera pérdida, que era asumida por nuestro banco socio. Puede que esta garantía también haya influido en el esfuerzo desplegado por nuestro banco socio en el monitoreo de los préstamos y en el cobro de los pagos.

Estudiamos la efectividad de la herramienta de EFL para aumentar el acceso al crédito de los solicitantes de los préstamos y también nos preguntamos si este mayor acceso tiene como resultado una peor conducta de pago. Es decir, primero investigamos si el hecho de recibir una oferta de préstamo de nuestro banco socio a partir de su calificación de EFL aumentaba el uso de los créditos por parte de las PYME de nuestra muestra. Claramente, las PYME con una calificación de EFL superior al umbral tenían más probabilidades de obtener un préstamo de nuestro banco socio que aquellas con una calificación de EFL por debajo de ese umbral. Sin embargo, las PYME con una calificación de EFL inferior al umbral podrían haber obtenido un préstamo de otras instituciones financieras diferentes de nuestro banco socio, en cuyo caso el uso de préstamos puede no aumentar. En segundo lugar, nos preguntamos si las PYME a las que se les ofrecía un préstamo basado en la herramienta de EFL mostraban una conducta de cumplimiento del reembolso diferente de aquellas a las que no se ofrecía un préstamo basado en la herramienta de EFL.

Estimamos el impacto causal de la herramienta de EFL en el uso de los préstamos a las PYME y el comportamiento de pago utilizando varios métodos de RD en torno a la calificación umbral de EFL. Para este análisis, obtuvimos datos detallados sobre el uso formal de los créditos y las calificaciones crediticias de Equifax Perú. Utilizamos la calificación crediticia de Equifax cuatro años después de la solicitud del préstamo como medida del comportamiento de pago. Dado que la herramienta de EFL puede ser particularmente relevante para quienes demandan préstamos sin tener un historial crediticio, llevamos a cabo nuestro análisis de la muestra total de solicitantes, así como en dos submuestras: i) solicitantes con archivos delgados y ii) solicitantes con archivos gruesos. Definimos a los primeros en términos de aquellos cuya calificación Equifax se basaba en datos demográficos y otras fuentes, como la autoridad tributaria.

Nuestros resultados indican que en la muestra total de solicitantes, la herramienta de EFL aumentó en hasta 19 puntos porcentuales la probabilidad de obtener un nuevo préstamo de una PYME de cualquier institución financiera durante los seis meses posteriores a la solicitud del préstamo piloto (comparado con aproximadamente el 59% justo por debajo del umbral de calificación de EFL). Cuando analizamos las submuestras, vemos que el efecto de la herramienta de EFL para obtener un nuevo préstamo PYME durante los seis meses que siguieron a la solicitud es mucho mayor para los solicitantes que ostentaban archivos delgados, con un aumento de hasta 54 puntos porcentuales (en comparación con aproximadamente el 10% justo por debajo del umbral de calificación de EFL). En esta submuestra, el aumento en los préstamos provino sobre todo de instituciones financieras diferentes de nuestro banco socio. Esta conclusión es consistente con las declaraciones de los miembros del personal de nuestro banco socio, según los cuales los solicitantes utilizaban sus cartas de aprobación del préstamo para asegurar préstamos más ventajosos de otras instituciones. Para solicitantes con archivos gruesos, no encontramos un efecto significativo en el uso general de los préstamos a corto plazo. En cambio, sí se halló un incremento significativo en la probabilidad de adquirir un préstamo con nuestro banco socio únicamente. A los solicitantes con archivos crediticios gruesos se les ofrecía un préstamo de nuestro banco socio sobre la base de la herramienta de

EFL, aunque tuvieran calificaciones crediticias tradicionales bajas, es decir, si tenían información crediticia negativa en sus archivos gruesos. Sin embargo, los solicitantes con calificaciones crediticias bajas tienen pocas probabilidades de obtener préstamos de otras instituciones debido a su historial crediticio negativo y, por lo tanto, las cartas de aprobación de préstamos de nuestro banco socio habrían sido menos útiles en estos casos que para los solicitantes con un archivo delgado.

También observamos que ofrecer un préstamo a todos los solicitantes sobre la base de la herramienta de EFL genera un peor comportamiento de pago en comparación con las PYME que fueron rechazadas por la herramienta de EFL, en el sentido de que los solicitantes tienen calificaciones crediticias Equifax más bajas entre tres y cuatro años después de la solicitud del préstamo. Este efecto parece ser causado por los solicitantes con archivos crediticios gruesos que obtuvieron un préstamo de nuestra institución socia gracias al instrumento EFL. Por lo tanto, debido al contexto específico de este ejercicio piloto, el efecto negativo en el comportamiento de pago puede deberse a solicitantes con archivos crediticios negativos que reciben préstamos y posiblemente a un menor esfuerzo de monitoreo y de cobro debido a la garantía de crédito recibida por nuestro banco socio. No encontramos evidencia sólida de un peor comportamiento de pago entre los solicitantes con un archivo crediticio delgado. Por último, estudiamos si los solicitantes de préstamos reciben otros préstamos en el mediano plazo (24 a 31 meses después del plan piloto), pero observamos que esto no sucede ni en el conjunto de la muestra ni en las submuestras.

En términos generales, nuestros resultados sugieren que la calificación crediticia mediante herramientas psicométricas es un método de selección viable para los solicitantes de préstamos que no tienen un historial crediticio. La manera en que se utilizó la herramienta de EFL en el ejercicio piloto en Perú, es decir, aplicando instrumentos psicométricos para todos los clientes al margen de su historial crediticio, también pone de relieve el poder de la nutrida información de los burós de crédito. Es decir, cuando existe información de crédito negativa, parece más beneficioso para las instituciones financieras basarse únicamente en esta información. Para los solicitantes de préstamos con un historial crediticio grueso hay otro uso potencial de la herramienta de EFL. Arráiz, Bruhn y Stucchi (2017) encuentran evidencia de que la herramienta de EFL puede disminuir el riesgo de la cartera de préstamos cuando se utiliza como un mecanismo de selección secundario en el caso de las PYME que tienen un historial crediticio. En términos similares a este artículo, Arráiz *et al.* (2016) también llegan a la conclusión de que la herramienta de EFL puede permitir a las instituciones financieras ofrecer créditos a las PYME que no tienen un historial crediticio y que fueron rechazadas sobre la base de sus calificaciones crediticias convencionales sin que aquello provocara un aumento en la omisión de pago. Una de las limitaciones de su resultado es que no está necesariamente basado en evidencia causal, puesto que compara a todas las PYME que obtuvieron préstamos gracias al método de selección convencional con aquellas que lograron préstamos basados exclusivamente en su calificación de EFL, sin depender de una estrategia de identificación que se focaliza en grupos con características comparables, como es el caso del método RD utilizado en este caso.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera: la sección 2 aborda los antecedentes y la implementación de la herramienta psicométrica de calificación crediticia de EFL; la sección 3 describe los datos y la sección 4 presenta la estrategia de identificación; la

sección 5 presenta los resultados empíricos y, por último, en la sección 6 se detallan las conclusiones.

2. Antecedentes e implementación de la herramienta psicométrica de calificación crediticia de EFL

La psicometría es una rama de la psicología que diseña sus instrumentos de evaluación para medir los rasgos de la personalidad, las habilidades, los conocimientos, las competencias y las actitudes. Una ventaja de estas herramientas es que permiten seleccionar a muchas personas a bajo costo. Los empleadores utilizan estos instrumentos desde hace tiempo para seleccionar al personal. De acuerdo con las investigaciones realizadas, las pruebas de inteligencia general (habilidad mental general), integridad y diligencia –junto con las pruebas de las muestras de trabajo– constituyen los métodos de selección que mejor permiten predecir el desempeño laboral general (Schmidt y Hunter, 1998). Combinadas, estas pruebas predicen el desempeño laboral general mejor que un estudio de la experiencia laboral del solicitante, el nivel de estudios, los resultados de la entrevista de empleo, las calificaciones de los pares y las referencias (Schmidt y Hunter, 1998).

Si bien el uso de la psicometría para pronosticar el desempeño laboral es habitual, hay otros ámbitos en que estos instrumentos están comenzando a ser aplicados para reducir los costos de selección. Un ejemplo es el financiamiento de las PYME, en cuyo caso la selección de los solicitantes de préstamos es costosa y lleva tiempo, y las herramientas psicométricas pueden ofrecer una alternativa de bajo costo. El uso de dichas herramientas para seleccionar a los solicitantes de un préstamo fue aplicado por primera vez por el Laboratorio de Finanzas para Emprendedores (EFL), que en 2006 comenzó a elaborar calificaciones crediticias psicométricas en la Universidad de Harvard. Desde entonces, EFL ha ampliado sus negocios en todo el mundo, ha colaborado con las principales instituciones financieras y ha sido objeto de galardones mundiales como el Premio a la Innovación para África (African Business Award for Innovation) y el G-20 SME Finance Challenge, que reconocieron a EFL como una de las soluciones más innovadoras para el financiamiento de las PYME en el mundo.

La aplicación de herramientas psicométricas para seleccionar a los solicitantes PYME de préstamos se aleja de los típicos usos de estos instrumentos y, por lo tanto, exigió que EFL desarrollara una herramienta psicométrica de calificación crediticia partiendo de cero. Los investigadores EFL comenzaron cuantificando las características de personas que no habían pagado un préstamo en el pasado versus aquellas que sí habían pagado, y de personas que eran propietarias de pequeñas empresas con beneficios altos versus bajos. Los investigadores agruparon estas características en tres categorías: personalidad, inteligencia e integridad (Klienger *et al.*, 2013b). Inicialmente trabajaron con una evaluación de la personalidad basada en el modelo Costa & MacCrae de los cinco factores o “Cinco Grandes”, una evaluación de la inteligencia basada en pruebas de recuerdo de secuencias de números (un componente de la escala de inteligencia para adultos de Wechsler) las pruebas de matrices progresivas de Raven (Spearman, 1946) y una evaluación de la integridad adaptada de Bernardin y Cooke (1993).

La hipótesis de los investigadores era que estas evaluaciones les permitirían identificar los dos principales factores determinantes del riesgo intrínseco de un empresario, a saber, la capacidad de pagar un préstamo y la voluntad de hacerlo.⁴

Las características empresariales, medidas por las pruebas de personalidad e inteligencia, determinan la capacidad de un empresario para generar flujos de caja en el futuro, flujos que pueden, a su vez, ser utilizados para pagar cualquier deuda pendiente. Los rasgos de honestidad e integridad, medidos según la prueba de integridad, determinan la voluntad de pagar del empresario, independientemente de su capacidad para hacerlo.

Después de definir preguntas con el potencial de predecir el riesgo de crédito y de probar un primer prototipo de su herramienta, EFL desarrolló una aplicación comercial basada en las respuestas a su instrumento y posterior conducta de omisión de pago. La aplicación comercial se basa en los mismos métodos cuantitativos utilizados para generar calificaciones crediticias convencionales. Contiene preguntas psicométricas desarrolladas internamente con licencia de terceras partes en relación con actitudes individuales, creencias, integridad y desempeño, así como preguntas convencionales y recopilación de metadatos (es decir, cómo el solicitante interactuaba con la herramienta). La herramienta de EFL ha sido mejorada constantemente. La versión utilizada en el plan piloto que estudiamos fue la “calificación crediticia psicométrica África v2” y fue creada inicialmente a partir de 920 pruebas piloto realizadas en África. La versión más reciente de este instrumento se basa en 386.244 pruebas con datos sobre el pago de préstamos, incluidas pruebas de América Latina, donde se han introducido más mejoras dependiendo del contexto local.

La herramienta de EFL está diseñada para ser similar a las evaluaciones cualitativas que llevan a cabo los oficiales de crédito. En la práctica, el propietario de una PYME que es responsable de las decisiones comerciales pasa la prueba en una tableta, un teléfono inteligente o una computadora. La aplicación no requiere tener acceso a Internet y, por lo tanto, permite a las instituciones financieras administrar la herramienta ya sea en una sucursal o en el terreno. La aplicación utiliza numerosas técnicas habituales para impedir el fraude, como diseñar preguntas sin respuestas correctas o incorrectas evidentes, aleatorizando el contenido de la aplicación y el orden en que aparecen las preguntas para que cada aplicación sea diferente, o analizando si las respuestas muestran patrones inhabituales o improbables, de modo de detectar si, por ejemplo, los oficiales de crédito están ayudando a los solicitantes.⁵

La aplicación EFL genera una puntuación de tres dígitos que califica el riesgo de crédito relativo de la persona que se somete a la prueba. Las instituciones financieras pueden utilizar

⁴ Un extenso conjunto de trabajos ha documentado vínculos entre las pruebas de personalidad o inteligencia y el desempeño empresarial o comercial (Ciavarella *et al.*, 2004; De Mel *et al.*, 2008, 2010; Djankov *et al.*, 2007; Zhao y Seibert, 2006). Hasta la fecha, la evidencia existente sobre la integridad y la voluntad de pagar los préstamos proviene del propio EFL (Klinger *et al.*, 2013b). Una puntuación de integridad más alta está relacionada con una menor probabilidad de impago (los empresarios honestos caen menos en el impago) y también con menores beneficios comerciales (los empresarios honestos son menos rentables). Hay otras evidencias que provienen de un piloto del instrumento EFL en las PYME argentinas (Klinger *et al.*, 2013a). El instrumento EFL se aplicó a una muestra aleatoria de 255 PYME que obtuvieron préstamos de un banco público. Para cada una, las respuestas de EFL fueron comparadas con su historial de pago en el banco. Las PYME rechazadas por la calificación basada en instrumentos psicométricos ostentaban hasta cuatro veces más probabilidades de caer en el impago en sus préstamos anteriores que las aceptadas por la calificación.

⁵ Información proveniente del sitio web de EFL (<https://www.eflglobal.com/>).

esta puntuación de diferentes maneras, por ejemplo: estableciendo límites para las aprobaciones, o modificando el precio, el tamaño u otros márgenes de un préstamo. El cuadro A1 del apéndice exhibe algunos ejemplos del tipo de preguntas que se formula en la aplicación de EFL.

En marzo de 2012 nuestro banco socio comenzó el plan piloto del modelo de calificación crediticia psicométrica de EFL en Perú, con el objetivo de ampliar los préstamos comerciales a las PYME. En ese momento, nuestro banco socio tenía solo una pequeña cartera de PYME y deseaba probar si la herramienta de EFL podía ayudarle a mejorar su proceso de aprobación de préstamos. Las PYME que postulaban a un préstamo de capital de trabajo (hasta 18 meses de duración con un tamaño promedio del préstamo de US\$3.855) eran seleccionadas mediante la herramienta de EFL como parte del proceso de solicitud. La aplicación del EFL tardaba en promedio unos 45 minutos (la versión actual tarda unos 25 minutos). A los solicitantes que obtenían una puntuación superior a un umbral definido por nuestro banco socio se les ofrecía un préstamo, al margen de si se les hubiera ofrecido de todos modos sobre la base del método de selección convencional utilizado por el banco. El gráfico A1 del apéndice muestra la distribución de las puntuaciones EFL, inferior y superior al umbral seleccionado, para los solicitantes de los préstamos de las PYME de nuestra muestra.

Los solicitantes con una puntuación inferior al umbral EFL también recibían la oferta de un préstamo si se les aprobaba bajo el método de selección convencional de la institución. Este método convencional de selección se basa en una calificación crediticia de Equifax Perú y una visita a la PYME. Todos los solicitantes tenían una calificación crediticia Equifax, pero para los individuos no bancarizados, es decir, aquellos que no tienen un historial crediticio, esta calificación crediticia se basaba principalmente en información demográfica. Solo las PYME rechazadas bajo ambos métodos de selección quedaron fuera de la posibilidad de que nuestro banco socio les ofreciera un préstamo durante el ejercicio piloto. El cuadro A2 del Apéndice muestra el número de solicitantes de préstamos clasificados según si fueron rechazados o aceptados a partir de cada método de selección.⁶

3. Los datos

Se obtuvieron datos de dos fuentes de 1909 PYME que postularon a un préstamo de capital de trabajo con nuestro banco socio entre marzo de 2012 y agosto de 2013. La primera fuente es un cuestionario EFL que el banco administró en el momento de la solicitud del préstamo. Estos datos comprenden la calificación de EFL y la fecha en que el empresario fue evaluado por la herramienta de EFL, y características generales, como la edad, el género y las ventas comerciales del solicitante. Nuestro banco socio también compartió con nosotros el umbral de calificación de EFL que utilizó para determinar si ofrecía o no un préstamo, indicando si habría ofrecido al solicitante un préstamo sobre la base de su método de selección convencional.

Además, para cada solicitante los datos incluyen el número del documento nacional de identidad (DNI) y si su empresa está registrada bajo el nombre de la firma en lugar de estarlo a nombre de la persona, y también comprende el número de contribuyente de la empresa

⁶ Por motivos desconocidos, esta variable no existe para 21 postulantes de nuestra muestra.

(Registro Único de Contribuyente o RUC). De las 1909 PYME registradas, todas proporcionaron su DNI y 1.327 también proporcionaron un RUC. Sin embargo, en el caso de 20 PYME los DNI y los RUC no coincidían, lo que indicaba una errata. No incluimos estas observaciones en la muestra para evitar utilizar una información incorrecta de nuestra segunda fuente de datos. También renunciamos a seis observaciones que correspondían a dos DNI con un mismo RUC, es decir, se trataba de tres PYME en cuyo caso cada uno de los dos copropietarios parecía haber solicitado un préstamo. En estos casos, no es posible asignar limpiamente una calificación de EFL a la PYME como la unidad de observación. Por lo tanto, acabamos con una muestra de 1.883 PYME.⁷

Nuestra segunda fuente de datos corresponde a información crediticia perteneciente a Equifax Perú, el mayor buró de crédito del país. Para el DNI y el RUC en los datos del EFL, adquirimos cinco años de información mensual sobre los préstamos de Equifax, que abarcaban el período de mayo de 2011 a abril de 2016.⁸

Una de las principales fuentes de información de Equifax es la Central de Riesgos –de la Superintendencia de Banca y Seguros– de Perú. Cada mes esta recopila datos directamente de todas las instituciones financieras reguladas, y cubre el universo de los bancos comerciales y de las instituciones financieras no bancarias reguladas como las cajas municipales, las cajas rurales y las instituciones de microfinanzas.⁹ Para cualquier número de DNI en cualquier mes obtuvimos el monto total prestado por cada una de las instituciones financieras supervisadas por la Central de Riesgos. El monto total prestado se desagregó en ocho tipos de préstamos diferentes: micropréstamos, préstamos a pequeñas empresas, préstamos a medianas empresas, préstamos a grandes empresas, préstamos a corporaciones, préstamos no renovables al consumo, préstamos renovables al consumo e hipotecas. Si un prestatario tiene más de un préstamo del mismo tipo con la misma institución, Equifax solo informa sobre la suma de estos préstamos, sin brindar información sobre cuántos préstamos constituían ese monto total. Debido a nuestra muestra de solicitantes PYME, la mayoría de los préstamos corresponde a préstamos de crédito al consumo y a PYME (lo que incluye los préstamos a las empresas micro, pequeñas y medianas), siendo que el 78% y el 84% de las PYME de nuestra muestra tienen este tipo de préstamos. No utilizamos la información sobre los préstamos a empresas grandes, corporaciones e hipotecas. Menos del 1% de las PYME de nuestra muestra tiene préstamos para grandes empresas o corporaciones, y aproximadamente el 8,5% ostenta una hipoteca. Conservamos la información sobre los préstamos al consumo para analizar si los solicitantes al préstamo sustituyen los préstamos a las PYME por préstamos al consumo.

Equifax también calcula las calificaciones crediticias para los préstamos al consumo, los préstamos de microfinanzas y los préstamos comerciales. Nuestro banco socio utilizó la calificación de préstamo de microfinanzas en su método de selección convencional. El personal de Equifax también nos informó que, en el caso de las PYME, la calificación crediticia de microfinanzas sería la más relevante. Por lo tanto, adquirimos la calificación crediticia de las microfinanzas para dos momentos en el tiempo: i) el mes en que la PYME solicitó el

⁷ La fracción que no se incluyó en la muestra no es significativamente diferente ya sea por debajo o por encima del umbral EFL.

⁸ Por ley, a Equifax no se le permite proporcionar datos que tengan más de cinco años de antigüedad.

⁹ Para cualquier mes dado, estas instituciones reportan información sobre su cartera de préstamos el día 23 del mes siguiente, de modo que los datos están disponibles con un desfase de aproximadamente dos meses.

préstamo con nuestro banco socio, para utilizarla como variable de control, y ii) abril de 2016, fecha que se utilizaba como variable de resultados. Para la calificación crediticia del mes en que la PYME solicitó el préstamo, Equifax incluía una variable ficticia (dummy) que señalaba si esta calificación se basaba principalmente en su historial crediticio, es decir, un “archivo grueso” o en fuentes demográficas u otras, como la Superintendencia Nacional de Aduanas y Administración Tributaria (SUNAT), es decir, un “archivo delgado”.

Para medir el uso de los préstamos a partir de los datos de Equifax, creamos una variable ficticia igual a 1 si el DNI o el RUC asociado con un solicitante del préstamo mostraba un aumento del monto pendiente de pago a una determinada institución financiera por un determinado tipo de préstamo (en cuyo caso el incremento podría ser ya sea de un monto de 0 si el solicitante no tenía anteriormente este tipo de préstamos de esta institución financiera, o un aumento de un monto positivo). Utilizamos cuatro variables ficticias diferentes que corresponden a los siguientes tipos de préstamos: i) un préstamo a una PYME de cualquier institución financiera (incluido nuestro banco socio), ii) un préstamo a una PYME de nuestro banco socio, iii) un préstamo a una PYME de una institución financiera diferente de nuestro banco socio, y iv) un préstamo al consumo de cualquier institución financiera. Definimos estas cuatro variables ficticias para tres períodos distintos: i) el período de presolicitud, que comprende seis meses antes de la solicitud del préstamo, ii) el período inmediatamente posterior a la solicitud, que comprende seis meses después de la solicitud del préstamo, y iii) el mediano plazo, que comprende dos años después de la solicitud del préstamo, es decir, los resultados del préstamo entre 24 meses y 31 meses después de que la PYME postulara a un préstamo. El período inmediatamente posterior a la solicitud permite contar con seis meses para procesar y desembolsar los préstamos y también contempla un tiempo para que los solicitantes averigüen con otros bancos y potencialmente otras ofertas de préstamos. Dado que el plazo máximo del préstamo reportado por nuestro banco socio era de 18 meses, definimos el mediano plazo como un período que comienza a los 24 meses, es decir, 18 meses después de los seis meses iniciales, para llegar a un momento en que los solicitantes quizá quieran renovar sus préstamos. Elegimos el límite de 31 meses puesto que este es el último mes para el que tenemos datos para toda la muestra.¹⁰

El cuadro A3 del apéndice presenta un resumen de estadísticas de nuestras variables de antecedentes, así como el uso del préstamo antes de la solicitud y las calificaciones crediticias. La columna 1 del cuadro A3 panel A muestra que los solicitantes de préstamos de nuestra muestra tenían un promedio de 39 años y que el 50% eran mujeres. Los ingresos anuales promedio de los negocios ascendían a alrededor de US\$12.000. Cerca del 20% de los solicitantes no habría recibido una oferta de préstamo de nuestro banco socio a partir del método de selección convencional. En el momento de la solicitud, el 22% de los solicitantes de préstamos no tenía crédito con ninguna institución financiera formal.

La columna 1 del cuadro A3 panel B recoge datos de Equifax para el período de presolicitud. Aproximadamente el 52% contrajo un préstamo PYME nuevo de alguna institución financiera

¹⁰ Como control de robustez, también utilizamos dos definiciones alternativas de uso del préstamo: i) una variable ficticia igual a uno si el DNI o el RUC asociado con un postulante de un préstamo tiene un monto pendiente de un préstamo a una PYME de una determinada institución financiera, y ii) el volumen total de los préstamos a las PYME de todas las instituciones financieras. Nuestros principales resultados con estas medidas alternativas se recogen en el apéndice y son similares a los resultados que se obtuvieron utilizando la variable ficticia del aumento del préstamo.

durante los seis meses anteriores a la solicitud del préstamo, y cerca del 43% contrajo un nuevo préstamo al consumo. Casi todos los nuevos préstamos para PYME provenían de bancos diferentes de nuestra institución socia, lo que refleja el hecho de que nuestra institución socia no era muy activa en el segmento de las PYME antes del piloto de EFL.

4. Estrategia de identificación

Utilizamos un diseño de regresión discontinua (RD) no paramétrico para estimar el efecto de recibir la aprobación de un préstamo, por medio de la herramienta de EFL, en la solicitud de préstamos y en el comportamiento de repago. Si X_i es el puntaje psicométrico y \bar{x} el punto de corte o umbral definido por el banco, entonces, sin pérdida de generalidad, el punto de corte puede ser definido como $\bar{x} = 0$. Este puntaje psicométrico determina si una PYME i recibe la oferta de un préstamo ($X_i \geq 0$) o no ($X_i < 0$). Asumamos que $Y_i(1)$ and $Y_i(0)$ son variables aleatorias que representan los posibles resultados obtenidos con o sin la oferta del préstamo, respectivamente. No es posible observar los dos resultados posibles simultáneamente; sólo observamos un resultado dependiendo del puntaje psicométrico. La muestra aleatoria observada es $(Y_i, X_i)'$, $i = 1, 2, \dots, n$, donde $Y_i = Y_i(0)(1 - T_i) + Y_i(1)T_i$ donde $T_i = \mathbf{1}[X_i \geq 0]$ y $\mathbf{1}[\cdot]$ es una función indicadora. El parámetro de interés es el efecto de tratamiento promedio en el umbral, i.e.,

$$\alpha = E[(Y(1) - Y(0)|X_i = \bar{x})] \quad (1)$$

Bajo una condición de continuidad sencilla, Hahn et al. (2001) muestra que este parámetro puede identificarse de manera no paramétrica como la diferencia de dos expectativas condicionales evaluadas en el umbral o frontera (inducida) $\bar{x} = 0$,

$$\alpha = \lim_{x \rightarrow 0^+} E[Y_i|X_i = x] - \lim_{x \rightarrow 0^-} E[Y_i|X_i = x] \quad (2)$$

La estimación de α se basa en una aproximación flexible, alrededor del punto de corte $\bar{x} = 0$, de dos funciones de regresión: $\lim_{x \rightarrow 0^-} E[Y_i|X_i = x] = E[Y_i(0)|X_i]$ (por el lado izquierdo) y $\lim_{x \rightarrow 0^+} E[Y_i|X_i = x] = E[Y_i(1)|X_i]$ (por el lado derecho). Siguiendo a Calonico et al. (2014a), utilizamos estimadores de regresión local incluyendo polinomios de varios órdenes para aproximar estas funciones de regresión desconocidas.

Implementamos esta estimación usando el comando de Stata `rdrobust` que se describe en Calonico et al. (2014a). Este comando estima el efecto del tratamiento de RD utilizando polinomios locales basados en una función de kernel con un ancho de banda (h) a cada lado del umbral definido por el puntaje de EFL. La selección del ancho de banda para la estimación de RD es una tarea importante en la práctica, dado que los resultados empíricos podrían ser sensibles a qué observaciones se incluyen en el análisis (Cattaneo & Vazquez-Bare, 2016). Para examinar la robustez de nuestros resultados, consideramos tres órdenes de polinomios diferentes, 0, 1 y 2 del polinomio local usado para construir el estimador puntual y, para cada polinomio de cierto orden, seleccionamos el bando de ancha óptimo basado en el error

cuadrático medio, según indica Calonico et al. (2014a,b). Este ancho de banda óptimo varía según la variable de resultado y aumenta de acuerdo al orden del polinomio especificado. Por ejemplo, para la variable dicotómica de solicitud de créditos en el período inmediatamente posterior a la solicitud, el ancho de banda oscila entre 9 y 16 puntos para un polinomio de orden cero, entre 17 y 24 puntos para un polinomio de orden uno, y entre 27 y 35 puntos para un polinomio de orden 2. Nuestras regresiones con `rdrobust` mantienen la función kernel (triangular) que viene predeterminada y controlan por el tiempo (mes y año) en que la PYME aplicó a un crédito. Reportamos valores de *p* consignados robustos y corregidos por sesgo que toman en cuenta el sesgo introducido por estimar el valor óptimo de ancho de banda.

Como una prueba adicional de robustez, implementamos también el método de inferencia aleatoria siguiendo a Cattaneo et al. (2015) and Cattaneo et al. (2017), utilizando el comando de Stata `rdrandinf` descrito en Cattaneo et al. (2016). Seleccionamos la ventana para la aleatorización local con el comando `rdwinselect` utilizando nuestras cuatro variables de caracterización que se listan en el panel A de la Tabla A3 (edad, género, ventas, y si la aplicación hubiera sido aprobada bajo el método convencional de selección). Arrancamos con una ventana de 2 puntos alrededor del punto de corte con el puntaje EFL. El comando luego selecciona la ventana más grande en la cual las variables de control están balanceadas según los valores calculados con métodos de inferencia aleatoria. El tamaño de ventana seleccionado es de 4 puntos alrededor del umbral. Por tanto, nuestros resultados con el método de inferencia aleatoria representan los efectos de la herramienta EFL en el uso de préstamos y en el comportamiento de repago en un ancho de banda muy pequeño alrededor del umbral calculado con el puntaje EFL. La columna 2 de la Tabla A3, en los paneles A y B, muestran estadísticas descriptivas de nuestras variables de control y del uso de préstamos previo a la solicitud para los solicitantes que obtuvieron una calificación dentro de 4 puntos por debajo del umbral. En general, las características de esta pequeña muestra son bastante similares a las de la muestra completa (columna 1 en la Tabla A3, paneles A y B).

Para una revisión visual de nuestros resultados, también mostramos gráficos de regresión discontinua usando el comando de Stata `rdplot` desarrollado por Calonico et al. (2014b). Graficamos los datos para un ancho de banda de 20 puntos alrededor del umbral de puntuación EFL con un polinomio global de orden uno e intervalos de confianza del 95% para cada compartimiento (más conocido como bin en inglés) (dejamos que el comando seleccione el número de compartimientos o bins utilizando su procedimiento basado en el análisis de datos y con la programación predeterminada).

La estimación de RD se basa en el supuesto de que nuestros resultados de interés serían continuos en el umbral definido con el puntaje de EFL si nuestro banco socio no les hubiera ofrecido un préstamo basado en los puntajes por encima de este umbral. Si bien no podemos probar este supuesto directamente, podemos examinar si las características de los solicitantes y el uso de préstamos previo a la solicitud son continuos en el umbral de puntaje de EFL. La idea principal detrás de esta prueba es que, si estas características no son continuas, sería difícil defender la continuidad en las variables de resultado en ausencia del tratamiento. Las columnas 3 a 10 en la Tabla A3 reportan las discontinuidades estimadas en el umbral y los correspondientes valores de *p* de los cuatro métodos diferentes de RD descritos anteriormente (regresión polinomial local con ancho de banda óptimo para polinomios de orden 0, 1, 2 y la inferencia aleatoria). No encontramos una discontinuidad estadísticamente significativa en las

variables en la Tabla A3 para ninguno de los métodos. Este hallazgo también es consistente con el hecho de que el umbral fue seleccionado por el banco y no anunciado a los clientes potenciales y, por lo tanto, los clientes potenciales no pudieron comportarse de manera estratégica.

5. Resultados

El cuadro 1 muestra las estimaciones de impacto de la regresión discontinua para el efecto de la herramienta de EFL en el uso de los préstamos en el período inmediatamente posterior a la solicitud. La estructura de este cuadro es la misma que en el cuadro A3, y muestra los promedios de las variables de resultado para el conjunto de la muestra y justo por debajo del umbral de calificación de EFL en las columnas 1 y 2, respectivamente. Las columnas 3 a 10 muestran las estimaciones de impacto de cuatro métodos diferentes de RD, con los correspondientes anchos de banda y número de observaciones. Todos los métodos muestran un aumento estadísticamente significativo de la probabilidad de obtener un nuevo préstamo PYME de cualquier institución financiera durante los seis meses que siguieron a la solicitud del préstamo. La magnitud de este efecto oscila entre un aumento de 14,9 a 19,1 puntos porcentuales, en relación con una probabilidad promedio del 58,6% justo por debajo del umbral de calificación de EFL.

El gráfico 1 muestra el gráfico de RD para el uso de un préstamo a corto plazo. El gráfico 1A ilustra la conclusión del cuadro A3 panel B de que la probabilidad de obtener un nuevo préstamo PYME de cualquier institución financiera no mostraba una discontinuidad en el umbral de calificación de EFL durante los seis meses anteriores a la solicitud del préstamo. En cambio, el gráfico 1B muestra un claro aumento de la probabilidad de obtener un nuevo préstamo PYME de cualquier institución financiera en el umbral durante los seis meses *posteriores* a la solicitud del préstamo. De acuerdo con los resultados del cuadro, la inspección visual de los datos, por ende, también sugiere que la herramienta de EFL aumentó el uso de préstamos para los solicitantes por encima del umbral.

El gráfico 1B y las cifras del cuadro 1 indican que un máximo cercano al 78% de las PYME por encima del umbral EFL acabó obteniendo un nuevo préstamo PYME. A pesar de que todas habían postulado a un préstamo y se les había ofrecido uno, algunos solicitantes pueden haber decidido no obtener el préstamo debido a cambios en las circunstancias o en las condiciones en que se les ofrecía. En conversaciones con miembros del personal de nuestro banco socio, estos declararon que algunos solicitantes utilizaron sus cartas de aprobación del préstamo para asegurar préstamos más ventajosos en otras instituciones. Para probar esta hipótesis, el cuadro analiza el impacto de la herramienta de EFL en la obtención de un nuevo préstamo de parte de nuestro banco socio y de otras instituciones financieras por separado. El efecto en el uso de los préstamos parece ser impulsado totalmente por los préstamos nuevos de nuestro banco socio, mientras que la herramienta de EFL casi duplica la probabilidad de obtener un nuevo préstamo (aumentando hasta 32 puntos porcentuales, desde alrededor del 17% por debajo del umbral de calificación de EFL). El efecto de la herramienta de EFL en los préstamos de otras instituciones financieras es positivo, pero no estadísticamente significativo.

La última pregunta que analizamos en el cuadro 1 es si el aumento en el uso de los préstamos PYME se vio acompañado de una disminución en otros productos crediticios utilizados con frecuencia en nuestra muestra, es decir, los préstamos al consumo. La hipótesis en este caso es que los solicitantes pueden utilizar los préstamos al consumo como fuente de financiamiento si no son capaces de obtener un préstamo para una PYME. Sin embargo, no encontramos ninguna evidencia de que la probabilidad de obtener un préstamo al consumo cambie como resultado del empleo del instrumento EFL para el conjunto de la muestra. Dado que la información añadida por la herramienta EFL puede ser particularmente útil para los clientes que no tienen un historial crediticio, es decir aquellos que tienen “archivos delgados” en el buró de crédito, el impacto en el acceso puede ser mayor para este grupo. Para probar esta hipótesis, se repite el análisis del cuadro 1 después de partir la muestra entre aquellos con archivos crediticios delgados y aquellos con archivos gruesos (según la definición de la sección 3). El cuadro 2 muestra las estimaciones del impacto de la RD en el uso del préstamo a corto plazo de los solicitantes con archivos crediticios delgados. Las estimaciones de obtener un préstamo PYME de cualquier institución financiera son entre dos y tres veces mayores que en el conjunto de la muestra, y oscilan entre 34,2 y 53,5 puntos porcentuales. El cuadro también muestra que este efecto está impulsado por las instituciones financieras diferentes a nuestro banco socio. Es decir, obtener una oferta de préstamo de nuestro banco socio parece haber ayudado a los solicitantes con un archivo crediticio delgado a obtener préstamos de otras instituciones. El cuadro 3 muestra los resultados del uso de los préstamos a corto plazo de los solicitantes con un archivo crediticio grueso. En este caso, no vemos un efecto significativo en el uso del préstamo PYME de otras instituciones financieras, pero encontramos un aumento de la probabilidad de obtener un préstamo de nuestro banco socio. Estas conclusiones probablemente se deban al hecho de que los solicitantes con una calificación de EFL por encima del umbral recibieron una oferta de préstamo de nuestro banco socio incluso aunque tuvieran calificaciones crediticias tradicionales bajas, es decir, si tenían mala información crediticia en sus archivos gruesos. Sin embargo, es poco probable que estos solicitantes con bajas calificaciones crediticias hayan obtenido préstamos de otras instituciones debido a su historial crediticio malo y, por lo tanto, las cartas de aprobación de préstamos de nuestro banco socio habrían sido menos útiles para aquellos solicitantes que para los solicitantes con archivos delgados. Por lo tanto, el resultado en los cuadros 2 y 3 confirma la hipótesis de que la herramienta de EFL fue particularmente útil para aumentar el acceso al crédito de aquellos solicitantes con un archivo crediticio delgado.

Los cuadros A4 a A6 del apéndice analizan los efectos de la herramienta de EFL en el uso de los préstamos a corto plazo para nuestras medidas alternativas del uso de los préstamos: una variable ficticia por tener un préstamo PYME y el volumen del total del préstamo PYME. El cuadro A4 incluye todos los solicitantes mientras que el cuadro A5 comprende a los solicitantes con un archivo crediticio delgado y el cuadro A6 únicamente a los solicitantes con archivos crediticios gruesos. Los resultados se parecen a los de los cuadros 1 a 3. La herramienta de EFL aumenta tanto la probabilidad de tener un préstamo como el volumen del préstamo de cualquier institución financiera para los solicitantes con un archivo crediticio delgado, y estos incrementos parecen ser impulsados principalmente por instituciones diferentes de nuestro banco socio. Para los solicitantes con archivos crediticios gruesos, la herramienta de EFL aumenta la probabilidad de tener un préstamo y el volumen del préstamo únicamente de nuestro banco socio.

El cuadro 4 examina el efecto de la herramienta de EFL en el comportamiento de pago según lo medido por la calificación crediticia de Equifax en abril de 2016 (unos cuatro años después de la solicitud del préstamo).¹¹ Observamos que ofrecer un préstamo sobre la base de la herramienta de EFL genera una disminución estadísticamente significativa de la calificación crediticia de los solicitantes en abril de 2016, que oscila entre 113 y 241 puntos, en relación con 537 puntos por debajo del umbral de calificación de EFL. No hay diferencia estadística en torno al umbral en las calificaciones crediticias de Equifax en el momento de la solicitud (cuadro A3, panel B). Y aun cuando la calificación crediticia pueda disminuir a medida que aumenta el uso de los préstamos, dado que los montos de la deuda actual constituyen un factor que se tiene en cuenta en el cálculo de la calificación crediticia, hacia abril de 2016 los solicitantes en nuestra muestra deberían haber pagado los préstamos que obtuvieron como parte del piloto (no encontramos un efecto en el uso del préstamo a mediano plazo, como se señala más abajo).

El gráfico 2 ilustra visualmente el efecto de la herramienta de EFL en la calificación crediticia de Equifax. En el momento de la solicitud del préstamo, no había discontinuidad en la calificación crediticia de las PYME de nuestra muestra en el umbral de la calificación de EFL (gráfico 2A). Sin embargo, en abril de 2016, la calificación crediticia mostraba una brusca caída a nivel del umbral (gráfico 2B).

El cuadro 4 también señala que el efecto de la herramienta de EFL en la calificación crediticia de Equifax solo es estadísticamente significativo para los solicitantes con un archivo crediticio grueso y los coeficientes son mayores para estos solicitantes que para aquellos con archivos delgados. Esta reducción en la calificación crediticia de Equifax entre los solicitantes con un archivo grueso, que posiblemente se deba a un peor comportamiento de pago, podría ser provocada por dos factores: i) nuestro banco socio ofreció préstamos a solicitantes con archivos crediticios malos si su puntuación EFL se situaba por encima del umbral, y ii) la cartera de préstamos de nuestro banco socio que formaba parte del piloto tenía una garantía de crédito que podría haber disminuido el monitoreo y los incentivos de cobro, aun cuando la garantía se activaría después de la primera pérdida asumida por nuestro banco socio. Como se muestra en el cuadro 3, el uso de los préstamos de los solicitantes con un archivo crediticio grueso solo aumentó a través de nuestro banco socio (a diferencia del uso del préstamo de los solicitantes con archivos delgados, que aumentó a través de otras instituciones financieras), lo cual vuelve a los dos factores anteriores particularmente relevantes para los clientes con archivos gruesos.

Dado el efecto positivo en el uso de los préstamos a corto plazo y el efecto negativo de la calificación crediticia de Equifax en el caso de los solicitantes con archivos gruesos, analizamos cómo la herramienta de EFL influyó en el uso de los préstamos a mediano plazo. El cuadro 5 muestra que el análisis de regresión discontinua no encuentra un efecto de la herramienta de EFL en el uso de los préstamos 24 a 31 meses después de la solicitud inicial del préstamo. Algunos de los coeficientes estimados son positivos, mientras que otros son negativos, pero en su mayor parte todos se sitúan cerca de cero y ninguno de ellos es estadísticamente significativo. El cuadro A7 del apéndice muestra los resultados correspondientes para nuestras otras dos medidas del uso de los préstamos. Obtuvimos

¹¹ Como se señaló anteriormente, la puntuación de Equifax está disponible para todos los solicitantes de préstamos PYME en nuestra muestra.

resultados similares para las submuestras de los solicitantes con archivos delgados y gruesos (los resultados no se muestran).

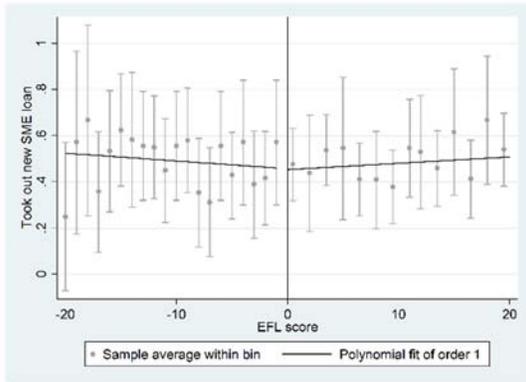
6. Conclusiones

Estudiamos el uso de una aplicación crediticia psicométrica para evaluar el riesgo crediticio y ampliar el crédito a las PYME. La aplicación crediticia psicométrica fue desarrollada por EFL con el objetivo de identificar rasgos que caractericen el riesgo de crédito de clientes potenciales, rasgos que permitan seleccionar a personas que puedan generar suficiente flujo de caja para pagar su deuda y que estén dispuestas a pagar su deuda. En el contexto de un piloto llevado a cabo por uno de los cinco bancos más grandes de Perú, observamos que la herramienta de EFL puede aumentar el uso de los préstamos PYME a corto plazo. El aumento en el uso de los préstamos PYME es particularmente importante para solicitantes con archivos crediticios delgados, que a menudo son ignorados por el sector financiero formal. En este grupo, observamos que el aumento del acceso no se ve acompañado por una reducción estadísticamente significativa en la calificación crediticia de Equifax (nuestra medida de comportamiento de pago) lo que sugiere que la herramienta de EFL es un método de selección viable para este grupo. En el caso de los solicitantes con archivos crediticios gruesos, la herramienta de EFL no genera un aumento del acceso sino en el caso de nuestro banco socio y sí genera una reducción estadísticamente significativa en la calificación crediticia de Equifax, lo cual puede deberse en parte a un peor comportamiento de pago. Los motivos potenciales que explican este efecto negativo son que (i) la herramienta de EFL se aplicó a todos los solicitantes independientemente de su historial crediticio y los solicitantes con malos archivos crediticios recibieron la oferta de un préstamo si su calificación de EFL se situaba por encima del umbral y (ii) nuestro banco socio puede haber dedicado menos esfuerzos a monitorear los préstamos y a cobrar los pagos durante el piloto debido a la garantía de crédito que cubría el conjunto de préstamos elegibles después de la primera pérdida que asumía nuestro banco socio. Nuestras conclusiones en este caso subrayan la importancia de la información sobre el historial crediticio para evaluar el riesgo de crédito y servir al mercado de las PYME.

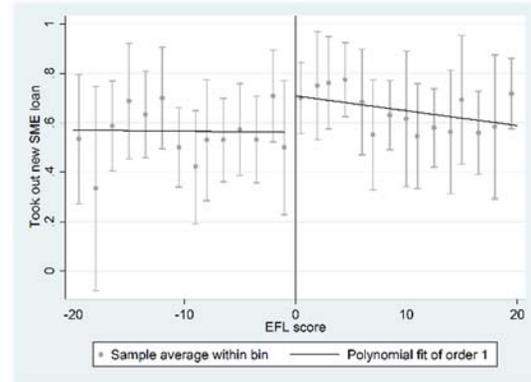
Referencias

- Arráiz, I., Bruhn, M., & Stucchi, R. (2016). Psychometrics as a tool to improve credit information. *The World Bank Economic Review*, 30(Supplement 1), S67–S76.
- Berger, A. N., Frame, W. S., & Miller, N. H. (2005). Credit scoring and the availability, price, and risk of small business credit. *Journal of Money, Credit and Banking*, (pp. 191–222).
- Bernardin, H. J. & Cooke, D. K. (1993). Validity of an honesty test in predicting theft among convenience store employees. *Academy of management journal*, 36(5), 1097–1108.
- Brown, M., Jappelli, T., & Pagano, M. (2009). Information sharing and credit: Firm-level evidence from transition countries. *Journal of Financial Intermediation*, 18(2), 151–172.
- Calonico, S., Cattaneo, M. D., & Titiunik, R. (2014a). Robust nonparametric confidence intervals for regression-discontinuity designs. *Econometrica*, 82(6), 2295–2326.
- Calonico, S., Cattaneo, M. D., Titiunik, R., *et al.* (2014b). Robust data-driven inference in the regression-discontinuity design. *Stata Journal*, 14(4), 909–946.
- Cattaneo, M. D., Frandsen, B. R., & Titiunik, R. (2015). Randomization inference in the regression discontinuity design: An application to party advantages in the us senate. *Journal of Causal Inference*, 3(1), 1–24.
- Cattaneo, M. D., Titiunik, R., & Vazquez-Bare, G. (2016). Inference in regression discontinuity designs under local randomization. *Stata Journal*, 16(2), 331–367.
- Cattaneo, M. D., Titiunik, R., & Vazquez-Bare, G. (2017). Comparing inference approaches for rd designs: A reexamination of the effect of head start on child mortality. *Journal of Policy Analysis and Management*.
- Cattaneo, M. D. & Vazquez-Bare, G. (2016). The choice of neighborhood in regression discontinuity designs. *Observational Studies*, 2, 134A146.
- Ciavarella, M. A., Buchholtz, A. K., Riordan, C. M., Gatewood, R. D., & Stokes, G. S. (2004). The big five and venture survival: Is there a linkage? *Journal of Business Venturing*, 19(4), 465–483.
- Costa, P. T. & MacCrae, R. R. (1992). *Revised NEO personality inventory (NEO PI-R) and NEO five-factor inventory (NEO-FFI): Professional manual*. Psychological Assessment Resources, Incorporated.
- De la Torre, A., Martinez Peria, M. S., & Schmukler, S. L. (2009). Drivers and obstacles to banking smes: The role of competition and the institutional framework. *World Bank Policy Research Working Paper*, 4788.
- De Mel, S., McKenzie, D., & Woodruff, C. (2008). Returns to capital in microenterprises: evidence from a field experiment. *The quarterly journal of Economics*, 123(4), 1329–1372.

- De Mel, S., McKenzie, D., & Woodruff, C. (2010). Who are the microenterprise owners? evidence from Sri Lanka on tokman versus de soto. In *International differences in entrepreneurship* (pp. 63–87). University of Chicago Press.
- Djankov, S., McLiesh, C., & Shleifer, A. (2007). Private credit in 129 countries. *Journal of financial Economics*, 84(2), 299–329.
- Hahn, J., Todd, P., & Van der Klaauw, W. (2001). Identification and estimation of treatment effects with a regression-discontinuity design. *Econometrica*, 69(1), 201–209.
- Klinger, B., Castro, L., Szenkman, P., & Khwaja, A. (2013a). *Unlocking SME finance in Argentina with psychometrics*. Technical report, Inter-American Development Bank.
- Klinger, B., Khwaja, A. I., & Del Carpio, C. (2013b). *Enterprising psychometrics and poverty reduction*. Springer.
- Love, I. & Mylenko, N. (2003). Credit reporting and financing constraints. *World Bank Policy Research Working Paper*, 3142.
- Martinez Peria, M. S. & Singh, S. (2014). The impact of credit information sharing reforms on firm financing? *World Bank Policy Research Working Paper*, 7013.
- Schmidt, F. L. & Hunter, J. E. (1998). The validity and utility of selection methods in personnel psychology: Practical and theoretical implications of 85 years of research findings. *Psychological bulletin*, 124(2), 262–274.
- Spearman, C. E. (1946). Theory of the general factor. *British Journal of Psychology*, 36(3), 117–131.
- Zhao, H. & Seibert, S. E. (2006). The big five personality dimensions and entrepreneurial status: A meta-analytical review. *Journal of Applied Psychology*, 91(2), 259–271.



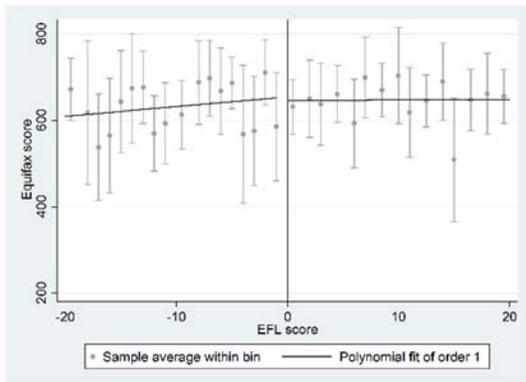
(a) 6 meses antes de la aplicación



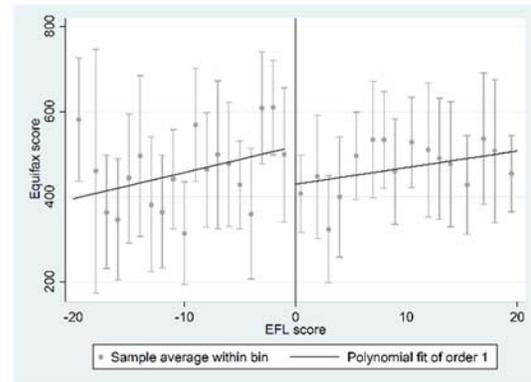
(b) 6 meses después de la aplicación

Figure 1: Gráficos de regresión discontinua para el uso de préstamos a corto plazo

Notas: Este gráfico fue generado usando el comando rdplot de Stata desarrollado por Calonico et al. (2014b) para un ancho de banda de 20 alrededor del umbral EFL con un polinomio global de orden uno e intervalos de confianza del 95% para cada compartimiento. La variable dependiente es una variable ficticia (dummy) = 1 si el solicitante obtuvo un nuevo préstamo PYME de cualquier institución financiera dentro del plazo especificado en el título.



(a) Al momento de la aplicación



(b) En Abril 2016

Figure 2: Gráfico de regresión discontinua para la calificación de Equifax

Notas: Este gráfico fue generado usando el comando rdplot de Stata desarrollado por Calonico et al. (2014b) para un ancho de banda de 20 alrededor del umbral EFL con un polinomio global de orden uno e intervalos de confianza del 95% para cada compartimiento. La variable dependiente es la calificación de Equifax.

Table 1: Resultados a corto plazo de préstamo: primeros seis meses después de la solicitud del crédito

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>	<u>Local pol. 1</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Rand. inf.</u>	<u>Rand. inf.</u>
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N=1883	N=70	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Obtuvo nuevo préstamo PyME	0.655 (0.476)	0.586 (0.496)	0.149 0.021	10.4 392	0.189 0.032	19.7 676	0.191 0.056	30.6 933	0.157 0.036	4 167
Obtuvo nuevo préstamo PyME de banco socio	0.291 (0.454)	0.171 (0.380)	0.240 0.000	9.2 361	0.289 0.000	18.9 648	0.317 0.001	26.7 848	0.251 0.002	4 167
Obtuvo nuevo préstamo PyME de otra institución financiera	0.557 (0.497)	0.500 (0.504)	0.087 0.140	15.4 567	0.100 0.279	23.5 783	0.095 0.360	35.1 1038	0.088 0.276	4 167
Obtuvo nuevo préstamo de consumo	0.453 (0.498)	0.486 (0.503)	-0.058 0.345	15.8 567	0.020 0.615	16.7 598	0.019 0.692	31.3 962	0.030 0.784	4 167

Notas: Todas las variables de resultado son variables ficticias (dummies) y se refieren a los primeros 6 meses posteriores a la solicitud del préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table 2: Resultados a corto plazo de préstamo: primeros seis meses después de la solicitud del crédito.
Muestra de clientes que en el momento de la solicitud de crédito tenían archivos *delgados* en el buró de crédito

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>	<u>Local pol. 1</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Rand. inf.</u>	<u>Rand. inf.</u>
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N=366	N=11	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Obtuvo nuevo préstamo PyME	0.317 (0.466)	0.181 (0.405)	0.342 0.008	10.8 72	0.494 0.009	16.5 111	0.535 0.018	24.8 153	0.390 0.089	4 25
Obtuvo nuevo préstamo PyME de banco socio	0.156 (0.363)	0.091 (0.302)	0.108 0.204	14.2 104	0.133 0.253	23.6 151	0.152 0.224	29.4 168	0.052 1	4 25
Obtuvo nuevo préstamo PyME de otra institución financiera	0.216 (0.412)	0.091 (0.302)	0.245 0.035	10.9 72	0.332 0.073	17.0 119	0.357 0.127	25.0 157	0.338 0.087	4 25
Obtuvo nuevo préstamo de consumo	0.104 (0.305)	0.182 (0.405)	-0.136 0.109	15.9 107	-0.195 0.254	26.3 162	-0.212 0.394	33.1 187	-0.039 1	4 25

Notas: Todas las variables de resultado son variables ficticias (dummies) y se refieren a los primeros 6 meses posteriores a la solicitud del préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando `rdrubust` de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando `rdrandinf` de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando `rdwinselect` usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table 3: Resultados a corto plazo de préstamo: primeros seis meses después de la solicitud del crédito. Muestra de clientes que en el momento de la solicitud de crédito tenían archivos *gruesos* en el buró de crédito

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>	<u>Local pol. 1</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Rand. inf.</u>	
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N=1517	N=59	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Obtuvo nuevo préstamo PyME	0.736 (0.441)	0.661 (0.477)	0.107 0.095	1 3.7 411	0.113 0.174	26.9 686	0.130 0.180	37.1 863	0.110 0.172	4 142
Obtuvo nuevo préstamo PyME de banco socio	0.324 (0.468)	0.186 (0.393)	0.296 0.000	7.8 235	0.340 0.000	17.4 511	0.373 0.000	25.4 672	0.283 0.001	4 142
Obtuvo nuevo préstamo PyME de otra institución financiera	0.639 (0.481)	0.576 (0.498)	0.057 0.344	17.9 511	0.054 0.682	25.2 672	0.039 0.723	29.7 715	0.038 0.718	4 142
Obtuvo nuevo préstamo de consumo	0.537 (0.499)	0.542 (0.502)	-0.043 0.629	16.0 487	0.025 0.630	19.5 543	0.040 0.567	34.4 823	0.036 0.721	4 142

Notas: Todas las variables de resultado son variables ficticias (dummies) y se refieren a los primeros 6 meses posteriores a la solicitud del préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando `rdrobust` de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando `rdrandinf` de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando `rdwinselect` usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table 4: Rendimiento crediticio: Calificación de crédito de Equifax en Abril de 2016

	(1) <u>Muestra</u> Promedio (DE) N	(2) <u>Bajo Corte</u> Promedio (DE) N	(3) <u>Local pol. 0</u> RD coef. p-value	(4) BW N	(5) <u>Local pol. 1</u> RD coef. p-value	(6) BW N	(7) <u>Local pol. 2</u> RD coef. p-value	(8) BW N	(9) <u>Rand. inf.</u> RD coef. p-value	(10) BW N
Todos los solicitantes	583.3 (303.4) 1883	695.9 (298.4) 70	-4.1 0.002	19.2 318	-101.5 0.000	19.4 538	-165.4 0.000	25.7 726	-121.0 0.000	4 167
Solicitantes con archivos delgados en el buró de crédito al momento de la solicitud	0.324 (267.3) 366	0.186 (256.2) 11	0.296 0.722	7.8 133	0.340 0.236	17.4 133	0.373 0.151	25.4 157	0.283 0.250	4 25
Solicitantes con archivos gruesos en el buró de crédito al momento de la solicitud	434.3 (304.5) 1517	507.7 (298.3) 59	-106.2 0.004	8.8 265	-177.3 0.001	17.5 511	-234.3 0.001	22.2 606	-144.5 0.005	4 142

Notas: Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table 5: Resultados a mediano plazo de préstamo: 24 a 31 meses después de la solicitud del crédito

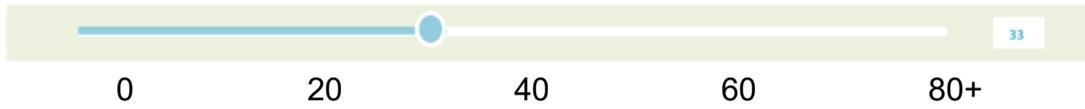
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>		<u>Local pol. 1</u>		<u>Local pol. 2</u>		<u>Rand. inf.</u>	
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Obtuvo nuevo préstamo PyME	583.3 (303.4) 1883	695.9 (298.4) 70	-4.1 0.002	19.2 318	-101.5 0.000	19.4 538	-165.4 0.000	25.7 726	-121.0 0.000	4 167
Solicitantes con archivos delgados en el buró de crédito al momento de la solicitud	0.324 (267.3) 366	0.186 (256.2) 11	0.296 0.722	7.8 133	0.340 0.236	17.4 133	0.373 0.151	25.4 157	0.283 0.250	4 25
Solicitantes con archivos gruesos en el buró de crédito al momento de la solicitud	434.3 (304.5) 1517	507.7 (298.3) 59	-106.2 0.004	8.8 265	-177.3 0.001	17.5 511	-234.3 0.001	22.2 606	-144.5 0.005	4 142

Notas: Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

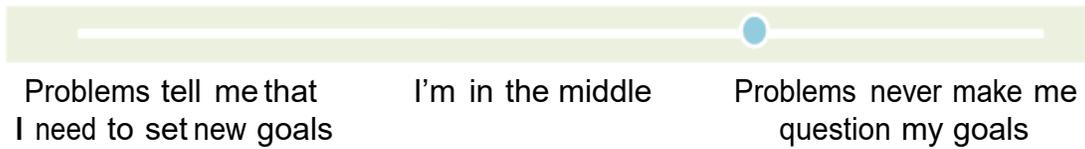
A Appendix

Table A1: Ejemplos de preguntas formuladas en la aplicación de EFL

Example 1. How many hours in a typical week do you work?



Example 2. Move the slider to which statement best represent you



Example 3. If a family member offered you the choice between these 2 options, what would you select?



Example 4. Which image best represents how people in your community behave?



Notas: Las preguntas provienen de la demostración de la aplicación EFL disponible en el sitio web de EFL (<https://www.eflglobal.com/>).

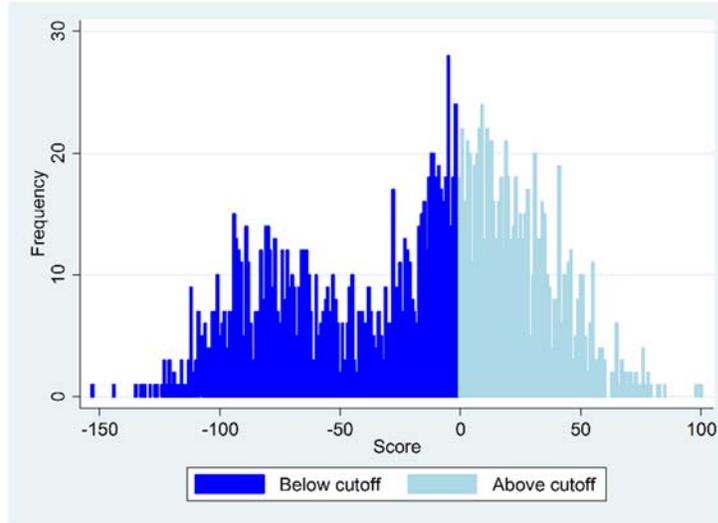


Figure A.1: Gráfico de regresión discontinua para la calificación de crédito de Equifax

Notas: Esta figura muestra el histograma de la calificación de EFL para las 1883 PyME en nuestra muestra. Normalizamos los puntajes de EFL a cero en el umbral establecido por nuestra institución asociada. A todos los solicitantes con calificación de EFL superiores a cero se les ofreció un préstamo.

Table A2: Número de Solicitantes de Préstamos PyME por Resultado de Método de Selección

<i>Selección Convencional:</i>	<i>Selección EFL</i>	
	Rechazado	Aprobado
Rechazado	206	154
Aprobado	851	651
Falta información	13	8

Notas: El número total de solicitantes de préstamos PyME en nuestra muestra es 1883. A los solicitantes se les ofreció un préstamo si pasaban cualquiera de los dos métodos de evaluación. La celda muestra que 154 solicitantes de préstamo a los que no se les habría ofrecido un préstamo basado en la evaluación convencional, obtuvieron una oferta de préstamo gracias a la aplicación de EFL. Por razones desconocidas, falta el resultado de la evaluación convencional para 21 solicitantes de préstamos en nuestra muestra.

Table A3

Panel A: Características Generales

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>		<u>Local pol. 1</u>		<u>Local pol. 2</u>		<u>Rand. inf.</u>	
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Edad del solicitante de crédito	39 (11) 1883	35 (8) 70	1.023 0.953	6.1 243	0.541 0.880	20.6 702	-0.620 0.621	40.1 1110	1.546 0.224	4 167
Solicitante es mujer	0.499 (0.500) 1883	0.529 (0.503) 70	0.040 0.281	14.7 538	0.078 0.231	31.0 933	0.084 0.379	41.9 1136	0.049 0.644	4 167
Ventas del negocio (log)	9.983 (1.100) 1883	9.618 (0.891) 70	0.210 0.411	7.4 279	0.150 0.387	19.5 676	0.098 0.528	33.7 996	0.184 0.245	4 167
Rechazados por Equifax	0.193 (0.395) 1862	0.265 (0.444) 68	-0.019 0.574	15.7 559	-0.015 0.913	22.8 743	0.000 0.934	26.9 839	-0.054 0.467	4 163
Sin crédito al momento de la solicitud	0.223 (0.416) 1883	0.186 (0.392) 70	-0.006 0.820	16.8 598	0.006 0.960	20.0 702	0.011 0.940	30.0 933	0.000 1.000	4 167

Notas: Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Panel B: Uso de Préstamo y Calificación de Crédito antes de la Solicitud

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>	<u>Local pol. 1</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Local pol. 2</u>	<u>Rand. inf.</u>	<u>Rand. inf.</u>
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Obtuvo nuevo préstamo Pyme 6 meses antes de la solicitud	0.518 (0.500) 1883	0.471 (0.503) 70	-0.005 0.779	16.9 598	0.033 0.590	19.1 676	0.034 0.619	32.5 978	0.023 0.864	4.0 167
Obtuvo nuevo préstamo Pyme de banco socio 6 meses antes de la solicitud	0.020 (0.139) 1883	0.014 (0.120) 70	-0.009 0.240	9.0 318	-0.014 0.199	17.6 630	-0.020 0.188	32.3 978	-0.014 0.384	4.0 167
Obtuvo nuevo préstamo Pyme de otras IF 6 meses antes de la solicitud	0.513 (0.500) 1883	0.457 (0.502) 70	-0.001 0.849	17.2 630	0.048 0.469	18.6 648	0.054 0.480	31.6 962	0.038 0.630	4.0 167
Obtuvo nuevo préstamo al consumo 6 meses antes de la solicitud	0.431 (0.495) 1883	0.471 (0.503) 70	-0.034 0.356	12.3 471	-0.059 0.571	21.6 726	-0.045 0.685	28.0 872	-0.028 0.750	4.0 167
Calificación Equifax al momento de la solicitud	636.802 (216.553) 1883	622.471 (251.394) 70	4.074 0.748	16.2 598	-16.992 0.526	25.9 829	-15.254 0.829	30.5 933	11.106 0.763	4.0 167

Notas: Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table A4: Medidas Alternativas–Resultados a corto plazo de préstamo: primeros seis meses después de la solicitud del crédito

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>	<u>Local pol. 0</u>		<u>Local pol. 1</u>		<u>Local pol. 2</u>		<u>Rand. inf.</u>	
	Promedio (DE) N=1883	Promedio (DE) N=70	RD coef. p-value	BW N	RD coef. p-value	BW N	RD coef. p-value	BW N	RD coef. p-value	BW N
Tiene préstamo PyME	0.750 (0.433)	0.729 (0.448)	0.063 0.220	17.6 630	0.101 0.206	19.8 676	0.104 0.244	27.5 872	0.086 0.264	4 167
Tiene préstamo PyME con banco socio	0.295 (0.456)	0.171 (0.380)	0.242 0.000	8.9 318	0.292 0.000	18.8 648	0.321 0.001	26.5 848	0.251 0.002	4 167
Tiene préstamo PyME con otra institución financiera	0.688 (0.464)	0.671 (0.473)	0.033 0.524	19.6 676	0.037 0.696	21.8 726	0.028 0.733	29.1 917	0.050 0.493	4 167
Volumen préstamo PyME	7.531 (4.592)	7.153 (4.556)	0.642 0.311	17.7 630	0.740 0.377	19.4 676	0.582 0.474	30.0 917	0.628 0.356	4 167
Volumen préstamo PyME con banco socio	2.623 (4.109)	1.420 (3.179)	2.084 0.000	8.4 318	2.503 0.000	18.4 648	2.736 0.001	26.1 848	2.118 0.002	4 167
Volumen préstamo PyME con otra institución financiera	6.897 (4.878)	6.653 (4.812)	0.342 0.853	14.2 538	0.079 0.988	20.8 702	-0.175 0.935	31.2 962	0.152 0.826	4 167

Notas: Los primeros tres resultados son variables ficticias (dummies) que indican si el solicitante tiene un préstamo PyME. Los últimos tres resultados se refieren al volumen del préstamo PyME que aparece en los registros in logs (que se coloca en cero si el solicitante no tiene un préstamo PyME). Todas las variables de resultado se refieren a los primeros 6 meses después de la solicitud de préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table A5: Medidas Alternativas–Resultados a corto plazo de préstamo: primeros seis meses después de la solicitud del crédito. Muestra de clientes que en el momento de la solicitud de crédito tenían archivos *delgados* en el buró de crédito

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>		<u>Local pol. 1</u>		<u>Local pol. 2</u>		<u>Rand. inf.</u>	
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N=366	N=11	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Tiene préstamo PyME	0.333 (0.472)	0.182 (0.405)	0.273 0.035	11.8 87	0.428 0.026	17.0 111	0.469 0.043	25.4 157	0.390 0.089	4 25
Tiene préstamo PyME con banco socio	0.156 (0.363)	0.091 (0.302)	0.108 0.204	14.2 104	0.133 0.253	23.6 151	0.152 0.224	29.4 172	0.052 1.000	4 25
Tiene préstamo PyME con otra institución financiera	0.232 (0.423)	0.091 (0.302)	0.188 0.104	12.0 87	0.274 0.144	17.4 119	0.294 0.222	25.6 157	0.338 0.087	4 25
Volumen préstamo PyME	2.988 (4.373)	1.551 (3.452)	2.299 0.034	11.6 87	3.533 0.030	16.7 111	3.662 0.067	26.4 162	3.053 0.076	4 25
Volumen préstamo PyME con banco socio	1.274 (3.024)	0.776 (2.575)	0.800 0.213	16.0 107	1.083 0.211	23.1 151	1.184 0.242	27.3 164	0.289 1.000	4 25
Volumen préstamo PyME con otra institución financiera	2.133 (4.028)	0.775 (2.571)	1.539 0.119	12.5 92	2.302 0.150	16.8 111	2.366 0.260	26.3 162	2.764 0.106	4 25

Notas: Los primeros tres resultados son variables ficticias (dummies) que indican si el solicitante tiene un préstamo PyME. Los últimos tres resultados se refieren al volumen del préstamo PyME que aparece en los registros in logs (que se coloca en cero si el solicitante no tiene un préstamo PyME). Todas las variables de resultado se refieren a los primeros 6 meses después de la solicitud de préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando `rdrobust` de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando `rdrandinf` de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando `rdwinselect` usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table A6: Medidas Alternativas–Resultados a corto plazo de préstamo: primeros seis meses después de la solicitud del crédito. Muestra de clientes que en el momento de la solicitud de crédito tenían archivos *gruesos* en el buró de crédito

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>	<u>Local pol. 0</u>		<u>Local pol. 1</u>		<u>Local pol. 2</u>		<u>Rand. inf.</u>	
	Promedio	Promedio	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	(DE)	(DE)	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
	N=1517	N=59								
Tiene préstamo PyME	0.851 (0.356)	0.831 (0.378)	0.037 0.531	19.3 543	0.019 0.901	25.6 672	0.017 0.848	45.6 962	0.025 0.805	4 142
Tiene préstamo PyME con banco socio	0.329 (0.470)	0.186 (0.393)	0.299 0.000	7.6 235	0.342 0.000	17.4 511	0.374 0.000	25.4 672	0.283 0.001	4 142
Tiene préstamo PyME con otra institución financiera	0.798 (0.402)	0.780 (0.418)	0.016 0.955	15.7 460	-0.013 0.675	28.6 737	-0.036 0.640	35.3 838	-0.009 1.000	4 142
Volumen préstamo PyME	8.627 (3.923)	8.198 (3.947)	0.482 0.553	15.8 460	0.101 0.976	23.0 606	-0.063 0.931	35.7 838	0.119 0.844	4 142
Volumen préstamo PyME con banco socio	2.948 (4.267)	1.541 (3.285)	2.523 0.000	7.7 235	2.920 0.000	17.3 511	3.181 0.000	25.1 672	2.415 0.001	4 142
Volumen préstamo PyME con otra institución financiera	8.047 (4.340)	7.749 (4.317)	-0.008 0.630	11.6 347	-0.501 0.361	25.0 672	-0.721 0.447	33.2 809	-0.393 0.602	4 142

Notas: Los primeros tres resultados son variables ficticias (dummies) que indican si el solicitante tiene un préstamo PyME. Los últimos tres resultados se refieren al volumen del préstamo PyME que aparece en los registros in logs (que se coloca en cero si el solicitante no tiene un préstamo PyME). Todas las variables de resultado se refieren a los primeros 6 meses después de la solicitud de préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando `rdrobust` de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando `rdrandinf` de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando `rdwinselect` usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional).

Table A7: Medidas alternativas
Resultados de préstamo a mediano plazo: 24 a 31 meses después de la solicitud del préstamo

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<u>Muestra</u>	<u>Bajo Corte</u>								
	Promedio	Promedio	<u>Local pol. 0</u>		<u>Local pol. 1</u>		<u>Local pol. 2</u>		<u>Rand. inf.</u>	
	(DE)	(DE)	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW	RD coef.	BW
	N=1883	N=70	p-value	N	p-value	N	p-value	N	p-value	N
Tiene préstamo PyME	0.444 (0.497)	0.400 (0.493)	0.021 0.987	12.0 434	-0.006 0.742	20.8 702	-0.034 0.622	33.9 996	0.023 0.891	4 167
Tiene préstamo PyME con banco socio	0.055 (0.228)	0.043 (0.204)	0.041 0.069	13.0 471	0.042 0.386	21.3 726	0.030 0.601	27.9 872	0.019 0.715	4 167
Tiene préstamo PyME con otra institución financiera	0.433 (0.496)	0.386 (0.490)	0.012 0.854	12.4 471	-0.024 0.600	20.9 702	-0.052 0.518	33.3 996	0.016 0.875	4 167
Volumen préstamo PyME	4.584 (5.281)	3.986 (5.001)	0.054 0.752	10.7 392	-0.203 0.628	20.3 702	-0.470 0.552	33.6 996	0.121 0.880	4 167
Volumen préstamo PyME con banco socio	0.504 (2.126)	0.377 (1.805)	0.360 0.072	12.5 471	0.393 0.391	20.0 676	0.274 0.575	28.1 906	0.163 0.608	4 167
Volumen préstamo PyME con otra institución financiera	4.476 (5.267)	3.819 (4.949)	-0.017 0.642	10.7 392	-0.311 0.547	20.4 702	-0.582 0.523	32.2 978	0.114 0.887	4 167

Notas: Los primeros tres resultados son variables ficticias (dummies) que indican si el solicitante tiene un préstamo PyME. Los últimos tres resultados se refieren al volumen del préstamo PyME que aparece en los registros in logs (que se coloca en cero si el solicitante no tiene un préstamo PyME). Todas las variables de resultado se refieren a los primeros 6 meses después de la solicitud de préstamo. Las columnas 1 y 2 muestran la media, la desviación estándar y el número de observaciones de cada variable. La muestra en la Columna 2 (debajo del corte) está dentro de un ancho de banda de 4. Las columnas 3 a 8 usan el comando rdrobust de Stata para tres órdenes polinomiales diferentes (0, 1 y 2). Para un orden polinomial dado, dejamos que el comando seleccione el ancho de banda óptimo del error cuadrático medio. Presentamos valores-p robustos corregidos por sesgo. Las columnas 9 y 10 muestran los resultados de un método de inferencia de aleatorización utilizando rrandinf de Stata, donde seleccionamos el tamaño de ventana 4 para la aleatorización local con el comando rdwinselect usando cuatro variables generales de caracterización (edad, género, ventas y si la aplicación hubiera sido aprobado bajo el método de selección convencional)