



dECON

Facultad de Ciencias Sociales
UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

Documentos de Trabajo

Deuda por consumo y pobreza: la brecha de riesgo de impago

Lucía Bertoletti Fernando Borraz Graciela Sanroman

Documento No. 05/24
Mayo 2024

ISSN 0797-7484

Deuda por consumo y pobreza: la brecha de riesgo de impago^{*}

Lucía Bertoletti Fernando Borraz Graciela Sanroman^{**}

20 de mayo de 2024

Abstract

Este trabajo examina la brecha en el riesgo de impago entre poblaciones vulnerables y no vulnerables en los préstamos al consumo. Combinando un registro exhaustivo de préstamos concedidos en el sistema financiero con microdatos sobre individuos vulnerables que solicitan programas sociales, estimamos las fuentes de esta brecha y cómo las características del préstamo y del individuo influyen en la probabilidad de impago. Encontramos que los individuos vulnerables tienen un riesgo mayor que los no vulnerables. Sin embargo, esta diferencia se reduce cuando se consideran las características individuales de la deuda, en particular la tasa de interés. En concreto, las tasas de interés explican al menos el 30 % de la diferencia de riesgo. También encontramos que las probabilidades de impago a las que se enfrentan las administradoras de crédito son mayores que las de los bancos, pero demostramos que este efecto se debe en parte a las divergencias en las tasas de interés. Nuestro estudio subraya la importancia de tener en cuenta las características individuales, las características de los préstamos y las tasas de interés a la hora de evaluar el riesgo de impago. Aun reconociendo sus limitaciones, estos resultados sugieren la necesidad de políticas para promover la inclusión financiera, prácticas no discriminatorias en materia de tipos de interés y la educación financiera, especialmente para las poblaciones vulnerables.

Palabras clave: créditos al consumo, default, tasas de interés, pobreza.

Clasificación JEL: G21, G23, G51

^{*}Agradecemos al Banco Central del Uruguay por brindarnos los datos de crédito y al Ministerio de Desarrollo Social por brindarnos los datos de hogares vulnerables. Además, agradecemos a CSIC UDELAR por financiar el proyecto. Agradecemos también a los asistentes al Seminario de Economía del dECON-FCS, Seminario de Economía de ORT, Seminario de Economía de FCE-UNLP.

^{**}dECON Universidad de la República del Uruguay. Emails: lucia.bertoletti@cienciassociales.edu.uy, fernando.borraz@cienciassociales.edu.uy, graciela.sanroman@cienciassociales.edu.uy.

1. Introducción

Durante mucho tiempo, los préstamos al consumo han sido un motor crucial del crecimiento económico, ya que han permitido a los individuos acceder a bienes y servicios más allá de sus medios inmediatos. Además, el crédito al consumo es una de las principales actividades de las instituciones financieras. El estudio del segmento del crédito al consumo del sistema financiero es de gran interés por su impacto en la estabilidad financiera y el bienestar de las personas.

Desde la financiación de bienes duraderos y no duraderos, la iniciativa empresarial y la vivienda, hasta la búsqueda de oportunidades educativas, el crédito al consumo desempeña un papel significativo en la configuración de las trayectorias financieras individuales y el bienestar general. Además, la capacidad de endeudamiento es crucial para suavizar el consumo a lo largo del ciclo de vida o ante *shocks* adversos.

Sin embargo, el acceso al crédito suele tener un costo, que se manifiesta en forma de tasas de interés. Si bien las prácticas de préstamo responsables y las decisiones de endeudamiento informadas pueden conducir a resultados positivos, las tasas de interés elevadas pueden atrapar a las personas en un ciclo de endeudamiento, erosionando su seguridad financiera y exacerbando potencialmente las desigualdades sociales.

En los últimos 30 años se ha producido un aumento significativo del endeudamiento de los hogares. Este fenómeno puede atribuirse en parte a la creciente aceptación del crédito como herramienta para gestionar las fluctuaciones financieras y garantizar un nivel de vida estable incluso ante gastos imprevistos o interrupciones de los ingresos. Sin embargo, es crucial reconocer que el crédito al consumo sólo es beneficioso en ciertas ocasiones, y su idoneidad como producto financiero varía considerablemente según los distintos segmentos de la población.

En general, la literatura sobre préstamos al consumo para personas pobres destaca la importancia del acceso al crédito, el impacto de las altas tasas de interés, la aparición de opciones de préstamo alternativas, los factores que influyen en el comportamiento de endeudamiento y las posibles recomendaciones de políticas. Estos hallazgos contribuyen a una mejor comprensión de los desafíos a los que se enfrentan los individuos pobres en el panorama de los préstamos al consumo (Durkin and Elliehausen, 2014, Dobridge, 2016, Dobbie et al., 2021, Fuster et al., 2022, Gardner, 2022, Bartlett et al., 2022 y Becher et al., 2023).

En este trabajo, nos centramos en el desempeño de los individuos en el segmento de crédito al consumo y su relación con la pobreza utilizando datos de Uruguay. Combinamos dos fuentes de información. Por un lado, utilizamos datos sobre los deudores a nivel micro, incluyendo sus vínculos con el sistema financiero, calificación crediticia e historial de pagos. Por otro lado, la segunda fuente de datos consiste en individuos que han solicitado planes de asistencia social y su estatus socioeconómico. Unimos ambos conjuntos de datos por su número de documento de identidad anonimizado.

Distinguimos entre los dos tipos principales de instituciones financieras que ofrecen créditos al consumo en Uruguay: los bancos y las empresas administradoras de préstamos. Los primeros tienen como clientes principalmente a personas de ingresos medios y altos, con mayores barreras de entrada, y las segundas otorgan créditos más rápidamente y con menos exigencias; aunque a una tasa de interés más alta (Arnabal et al., 2023). Por lo tanto, las personas con bajos ingresos suelen encontrar la solución a sus necesidades de financiamiento en las empresas prestamistas.

Hemos observado que las probabilidades de impago (default) de las personas vulnerables son significativamente mayores que las de las personas no vulnerables. Denominamos a esta diferencia «brecha de riesgo de default» y tratamos de desentrañar si la brecha incondicional observada se debe a las características del prestatario o a un acceso limitado a productos financieros inferiores, concretamente préstamos con tasas de interés más altas.

Nuestras conclusiones tienen implicaciones políticas directas, ya que ponen de relieve la importancia de la educación financiera de los más vulnerables y de los cambios normativos para mejorar la calidad de la información, demostrando que los límites de usura desempeñan un papel clave.

Nuestro trabajo está relacionado con dos áreas de la literatura. El primero es la relación entre los préstamos al consumo, la calificación crediticia, el sesgo y la discriminación (Ghent et al., 2014, Dobbie et al., 2021, Bartlett et al., 2022). En segundo lugar, nuestro trabajo está relacionado con los préstamos y la información, donde los hogares vulnerables, en particular los consumidores pobres, con menor poder de negociación, suelen tomar decisiones financieras contraproducentes, son demasiado optimistas y acaban recibiendo créditos de alto costo (Elliehausen and Lawrence, 2009, Durkin and Elliehausen, 2014, Gardner, 2022, Becher et al., 2023). Sin embargo, no todos los efectos son adversos. Dobridge, 2016 indica que los préstamos al consumo mejoran el bienestar de los hogares en dificultades al ayudarles a suavizar el consumo.

Este documento profundiza en el impacto de los préstamos al consumo sobre las personas, en particular la interacción entre su importancia y el costo, a menudo oculto, asociado a las tasas de interés para las personas pobres. Analizamos las posibles trampas de la deuda con tasas de interés elevadas y sus efectos perjudiciales sobre el bienestar personal y la movilidad económica. A través de un análisis crítico de los conjuntos de datos a nivel individual, este documento pretende arrojar luz sobre la compleja relación entre los préstamos al consumo y las vidas individuales, suscitando un mayor debate y promoviendo prácticas de préstamo responsables y decisiones de endeudamiento informadas.

El resto del documento se organiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta la bibliografía relacionada. La sección 3 describe los datos utilizados en este trabajo y la muestra seleccionada. La sección 4 presenta la estrategia empírica. La sección 5 presentan los resultados de la estimación de la brecha de riesgo de default y la influencia de los tipos de interés. La sección 6 describe las ideas teóricas para interpretar los resultados empíricos. Por último, la sección 7 ofrece un debate y una conclusión.

2. Antecedentes

A pesar de que no hay consenso sobre la definición de préstamo al consumo, en general se trata del pago de una compra con un anticipo de efectivo de una institución financiera o de un minorista. El préstamo al consumo es una de las principales actividades de las instituciones financieras.

Nuestro trabajo está relacionado con dos áreas de la literatura. La primera estudia la relación entre los préstamos al consumo, la puntuación crediticia, el sesgo y la discriminación. (Ghent et al., 2014, Dobbie et al., 2021, Fuster et al., 2022, Bartlett et al., 2022). En segundo lugar, nuestro trabajo está relacionado con los préstamos y la información, donde los hogares vulnerables, en particular los consumidores pobres, con menor poder de negociación, suelen tomar decisiones financieras contraproducentes, son demasiado optimistas y acaban recibiendo créditos de alto coste (Durkin and Elliehausen, 2014, Elliehausen and Lawrence, 2009, Becher et al., 2023, Gardner, 2022). Esta población destina una proporción significativa de sus ingresos a productos básicos (Kaplan et al., 2014), son consumidores «de boca en boca», caracterizados también por su falta de acceso a tecnologías de moderación del consumo (Camara, 2022). Sin embargo, no todos los efectos son adversos. Dobridge (2016) indican que los préstamos al consumo mejoran el bienestar de los hogares en dificultades al ayudarles a suavizar el consumo.

Como ya se ha mencionado, nuestro trabajo está relacionado con la relación entre los préstamos al consumo, la puntuación crediticia, los sesgos y la discriminación hacia minorías o poblaciones vulnerables. Existen varias formas de medir y abordar los sesgos en los préstamos al consumo, cada una de ellas con sus puntos fuertes y sus limitaciones. [Dobbie et al. \(2021\)](#) se centra en las metodologías para medir dichos sesgos, y [Bartlett et al. \(2022\)](#) analiza la discriminación en los préstamos al consumo a través de la tecnología financiera. Utilizando el aprendizaje automático, [Fuster et al. \(2022\)](#) llegó a la conclusión de que la tecnología estadística utilizada para evaluar la solvencia tiene un impacto distributivo negativo en los hispanos blancos y los afrodescendientes.

Diversos trabajos empíricos analizan las tasas de aprobación de préstamos, las tasas de interés y otros resultados de los préstamos en diferentes grupos demográficos, controlando factores relevantes como la puntuación crediticia, los ingresos y el importe del préstamo. Por ejemplo, los estudios del [Bhutta et al. \(2022\)](#) utilizan este enfoque para identificar las disparidades raciales y de género en los préstamos hipotecarios. Otra vertiente de la literatura utiliza modelos algorítmicos de aprendizaje automático en las decisiones de préstamo, comprobando si hay sesgos injustos incorporados en los datos o en los propios algoritmos. [Dobbie et al. \(2021\)](#) concluyen que algunos algoritmos de puntuación crediticia mostraban un sesgo discriminatorio contra los inmigrantes y los solicitantes de más edad. La comparación por pares consiste en comparar prestatarios similares de distintos grupos demográficos que han solicitado el mismo préstamo, controlando todos los demás factores pertinentes. Un estudio realizado por [Butler et al. \(2022\)](#) utilizó una aproximación similar y encontró evidencia de discriminación y sesgo racial en la aprobación de préstamos para automóviles. Los experimentos de campo son poco comunes y costosos, y se asignan aleatoriamente diferentes ofertas de préstamos a los prestatarios para ver si sus características demográficas afectan a sus elecciones y resultados. [Hanson et al. \(2016\)](#) utilizó este método para demostrar que los prestamistas ofrecían tipos de interés más altos a los prestatarios negros que a los blancos con una solvencia similar. El costo del endeudamiento generalmente se expresa como la tasa porcentual anual, que incluye la tasa de interés indicada y cualquier cargo adicional cobrado por el prestamista. Sin embargo, para los prestatarios pobres, que a menudo dependen de opciones crediticias de alto costo, otros factores también influyen en costo total del crédito: préstamos a corto plazo que crean un ciclo de endeudamiento mientras los prestatarios enfrentan dificultades para pagar en el corto plazo ([Bhutta et al. \(2015\)](#) y [Spector \(2008\)](#)), gastos administrativos, penalidades y tácticas de venta engañosas y costos ocultos que pueden atrapar a los prestatarios en situaciones injustas y exacerbar sus dificultades financieras. [Dobridge \(2016\)](#), y [Elliehausen and Lawrence \(2009\)](#) analizan el uso que hacen los consu-

midores de préstamos a corto plazo y posibles efectos de créditos de alto costo, y Gardner (2022) explora el futuro del crédito de alto costo y presenta soluciones alternativas como la reforma de los préstamos de muy corto plazo.

En el caso de un país en desarrollo, Castellanos et al. (2020) concluye que, las tarjetas de crédito constituyen un producto financiero atractivo para los prestatarios de bajos ingresos en México, pero suponen un riesgo debido a la alta probabilidad de impagos. Las soluciones estándar, como el aumento de los pagos mínimos o de las tasas de interés, resultan ineficaces, mientras que el desempleo afecta significativamente al reembolso. Esto pone de manifiesto la necesidad de estrategias alternativas para la gestión del riesgo y la inclusión financiera de las poblaciones vulnerables.

En un ensayo controlado aleatorizado, Brune et al. (2021) muestran la eficacia de un sencillo programa de ahorro para promover éste, permitir la compra de bienes duraderos y, potencialmente, conducir a mejoras a largo plazo en la vida de los participantes. También pone de relieve la necesidad de opciones de ahorro fácilmente disponibles y eficaces, en particular para quienes tienen problemas de autocontrol.

El único estudio relacionado para Uruguay es Arnabal et al. (2023), que analiza la deuda individual desde un punto de vista descriptivo sin abordar la cuestión de la discriminación por sesgo del consumidor y el coste de los préstamos.

Para combatir el sesgo y la discriminación en los mercados de crédito, las soluciones propuestas refieren a intervenciones regulatorias (limitaciones en los métodos de calificación crediticia y requisitos para que los prestamistas documenten sus procesos de toma de decisiones), herramientas algorítmicas de equidad, y educación y asesoramiento financiero que ayuden a los prestatarios a comprender la solvencia, comparar las ofertas de préstamos y gestionar la deuda que pueden reducir las disparidades en los resultados de los préstamos.

Comprendiendo cómo contribuyen diversos factores al costo de los préstamos y explorando estrategias para hacer frente a la discriminación y las prácticas abusivas, puede colaborar con el diseño de políticas que promuevan un acceso justo y equitativo al crédito para todos los prestatarios, especialmente para aquellos en situación de vulnerabilidad. Sin embargo, aún está por determinar si la solución de mercado es viable para grupos altamente vulnerables o en situación de pobreza. Una opción es el acceso asequible al crédito para este grupo, además de las transferencias públicas que no suelen atender problemas de estacionalidad y/o responder a situaciones de *shocks* adversos. Esto es particularmente importante en el contexto uruguayo, ya que el coste de incurrir en impago incluye no poder contratar algunos

servicios esenciales, dificultades para obtener una garantía de alquiler y un acceso limitado al crédito, lo que puede llevar a endeudarse en el mercado informal, provocando una trampa de pobreza para la población más vulnerable.

3. Datos

Nuestra evidencia empírica se basa en dos fuentes de registros administrativos: la Central de Riesgos del Banco Central del Uruguay (BC) y el Ministerio de Desarrollo Social (MIDES). La primera contiene datos de préstamos, mientras que la segunda contiene datos de hogares vulnerables, tanto a nivel individual como con los números de identificación nacional de las personas, que están vinculados.

3.1. Datos de la Central de Riesgos del Banco Central del Uruguay

Los datos de préstamos de la Central de Riesgos del Banco Central del Uruguay consisten en un registro exhaustivo de la deuda otorgada a personas físicas uruguayas en el sistema financiero. Esta información pública es suministrada mensualmente de forma obligatoria por las instituciones financieras (bancos y empresas prestamistas) reguladas por el Banco Central. Por lo tanto, el conjunto de datos de préstamos contiene observaciones de frecuencia mensual a nivel de producto de préstamo. Consideramos el período comprendido entre enero de 2014 y abril de 2023, ya que los préstamos de las empresas prestamistas no están disponibles antes de 2014.

En este trabajo, nos centramos en el desempeño de los individuos en el segmento de crédito al consumo, por lo que tomamos sólo ese tipo de préstamos, incluidos los créditos tradicionales y de tarjetas de crédito. Por lo tanto, este conjunto de datos incluye a todas las personas que solo son titulares de tarjetas de crédito aunque no las utilicen en un mes concreto. Además, cabe mencionar que si alguien tiene una deuda impaga antigua, aparece todos los meses hasta que pague la cantidad completa que debe por ejemplo, si alguien pide un préstamo en enero de 2014 y deja de pagarlo en julio de 2014, pero aún no se ha vendido, aparece en los registros de abril de 2023, a menos que la entidad financiera lo dé como pérdida y deje de notificarlo.

La información contenida en este conjunto de datos incluye el importe total del préstamo, el importe del préstamo en cada estado (deuda actual, deuda vencida, deuda en gestión, deuda vencida y deuda condonada), la institución proveedora, la moneda del préstamo, la deuda

preaprobada (contingencia) y la categoría de calificación crediticia individual asignada por cada institución según la normativa. La categoría de calificación crediticia varía de 1 (fuerte capacidad de pago) a 5 (irrecuperable).

El principal determinante de la categoría de calificación crediticia de un deudor es el tiempo de mora en los pagos de la deuda. Definimos la condición *default* como tener una categoría crediticia 4 ó 5, es decir, 90 días o más de morosidad.

Como muestra la Tabla 1, alrededor de 2,5 millones de individuos han tenido al menos una deuda de consumo durante el período analizado (la población uruguaya ronda los 3,4 millones). La mayoría ha tenido una deuda bancaria y una tarjeta de crédito, y el 55 % ha tenido una deuda con una empresa prestamista. Además, el 49 % de los deudores ha incumplido al menos una vez.

Aunque el tipo de interés de cada préstamo no está disponible en este conjunto de datos, disponemos del tipo medio mensual de todas las instituciones prestamistas que reportan al Banco Central y del límite mensual de usura establecido por dicha institución. El límite de usura se calcula a partir del tipo medio de los tres últimos meses para el segmento correspondiente. Las empresas prestamistas tienden a fijar sus tipos de interés en el límite máximo, mientras que los bancos establecen tipos de interés más bajos. Así, definimos una proxy de la tasa de interés para cada tipo de institución de la siguiente manera: el 75 % del tipo medio mensual para los bancos, y el límite de usura para las empresas prestamistas¹. Durante el periodo analizado, la tasa de interés bancario se sitúa en torno al 56 %, mientras que el de las empresas prestamistas ronda el 130 %. La figura 2 presenta información sobre la tasa de interés media y los límites de usura, demostrando una importante variabilidad a lo largo del periodo analizado.

Además, desde julio de 2023, hemos recogido la tasa de interés de cada banco y empresa de préstamo de sus sitios web. Aunque las instituciones financieras deben proporcionar la tasa de interés mensualmente en su sitio web, el Banco Central no facilita esta información. Además, no podemos construir un conjunto de datos retrospectivos de series temporales para los tipos de las entidades, pero disponemos de la información desde julio de 2023. Estos datos respaldan nuestra aproximación a los tipos de los bancos y las empresas de préstamo explicada anteriormente.

¹El límite de usura lo establece el Banco Central en el 190 % de la tasa de interés media de los tres meses anteriores

3.2. Datos de los hogares vulnerables

Nuestro segundo conjunto de datos procede del MIDES y contiene datos de hogares vulnerables. El MIDES es el principal organismo gubernamental encargado de la asistencia social pública en Uruguay. Dos de sus programas no contributivos más importantes son *Asignaciones Familiares - Plan de Equidad* (AFAM) y *Tarjeta Uruguay Social* (TUS).

Los programas AFAM están dirigidos a familias pobres con hijos menores de 18 años y mujeres embarazadas, y la cuantía de la transferencia depende del número de hijos en el hogar y de si están escolarizados. La transferencia está condicionada a la asistencia de los menores a la escuela y a controles sanitarios periódicos. Para poder acogerse a este programa, los hogares deben cumplir dos criterios. En primer lugar, los hogares deben tener una puntuación (ICC) superior a un determinado umbral. Esta puntuación se basa en una solicitud cumplimentada por el hogar que recoge una serie de datos socioeconómicos. La segunda condición que necesitan es ganar menos de una determinada renta per cápita formal mensual. Si un hogar supera este umbral durante tres meses consecutivos, pierde su condición de elegible.²

El programa TUS tiene como objetivo “proporcionar apoyo alimentario a personas en extrema pobreza” (DINEM, 2011). Se dirige a hogares (con o sin menores) en condiciones de extrema vulnerabilidad socioeconómica, medida por el ICC. Adicionalmente, un hogar recibe el doble del monto si el MIDES concluye que se encuentra dentro de los hogares más pobres del país (doble TUS).

Por lo tanto, los hogares pueden entrar o salir de los programas principalmente recibiendo una visita domiciliaria de un agente del MIDES. Hay dos tipos de visitas: las visitas de zona, que se realizan a todos los hogares de una zona geográfica específica, y las visitas específicas, que se realizan a los beneficiarios actuales para comprobar si siguen cumpliendo los requisitos, o a los hogares que solicitan convertirse en nuevos beneficiarios. El importe de la transferencia depende de forma no lineal del número de niños de cada hogar (hasta un máximo de cuatro)³.

Definimos el grupo vulnerable como las personas que pueden acogerse al programa AFAM, y el grupo altamente vulnerable como las personas que pueden acogerse al programa TUS. Cabe destacar que los hogares inscritos en el programa TUS también pueden optar a las prestaciones AFAM. En tales casos, los clasificamos como parte del grupo AFAM si sólo

2

³Ver Lagomarsino (2021) para más detalles de los programas MIDES

tienen derecho al programa AFAM y no a las prestaciones TUS.

El conjunto de datos del MIDES se compone de las respuestas al cuestionario aplicado por los agentes del MIDES durante las visitas a los hogares realizadas entre 2011 y 2023. Durante este período, se visitaron 292.580 hogares (942.423 personas). La tabla 3 muestra que alrededor del 33 % de estos hogares están asentados en la capital (Montevideo), y casi todos tienen al menos una persona menor de 18 años. De estos hogares vulnerables, el 25 % son elegibles para AFAM (vulnerables), y el 36 % son elegibles para TUS (altamente vulnerables). Los que no cumplen los requisitos no se tienen en cuenta en el análisis.

Al examinar el comportamiento de esta población dentro del mercado crediticio, nuestro análisis se centra en las personas mayores de 18 años. La tabla ?? resume las características demográficas clave dentro de los dos grupos vulnerables, AFAM y TUS. El programa AFAM se extiende a aproximadamente 155.000 adultos, mientras que el programa TUS abarca a casi 290.000 adultos. Aproximadamente la mitad de la población de ambos grupos se identifica como femenina, con una edad media que ronda los 36 años. El nivel educativo predominante en ambos grupos es el de primaria completa, observándose niveles educativos más bajos entre los altamente vulnerables (elegibles para el TUS). Alrededor del 50 % de las personas vulnerables tienen un empleo asalariado o por cuenta propia, mientras que esta proporción se reduce al 37 % en el caso de los altamente vulnerables. Además, ambos grupos presentan una proporción relativamente alta de personas inactivas.

La tabla 4 da una idea de las características de endeudamiento de esta población. Más del 70 % de ellos han tenido una deuda de consumo durante el periodo de análisis. Las personas vulnerables (AFAM) tienen un mayor índice de endeudamiento con bancos y administradoras de crédito que las más vulnerables (TUS). El porcentaje de morosos al menos una vez durante el análisis es notablemente elevado para ambos grupos, situándose en el 75,4 % para el grupo vulnerable (AFAM) y en el 82,8 % para el grupo muy vulnerable (TUS). Por el contrario, la incidencia del impago entre los individuos no vulnerables es notablemente inferior, situándose en el 44 %.

Además, al comparar a los individuos vulnerables y altamente vulnerables con la población no vulnerable, surgen preferencias distintas en cuanto al acceso a los préstamos. Las personas vulnerables y muy vulnerables tienen una probabilidad mayor de obtener préstamos de administradoras de crédito, mientras que las personas no vulnerables suelen hacerlo con bancos. La figura 1 muestra que, para el grupo no vulnerable, la proporción de personas que sólo tiene deudas bancarias o que sólo obtiene préstamos de empresas prestamistas ha

sido similar, en torno al 30%. Sin embargo, para los grupos vulnerables y muy vulnerables, la proporción de personas que sólo tienen deudas bancarias ha sido del 10%, mientras que aquellas que alrededor del 60% sólo tienen deudas con administradoras de crédito.

3.3. Muestra: relación entre deudores e instituciones

Este trabajo se centra en el comportamiento de las personas vulnerables y muy vulnerables en el segmento del crédito al consumo. En concreto, pretendemos investigar la disparidad en las probabilidades de impago entre estos grupos y el resto de la población. Para ello construimos una muestra a nivel de producto (un préstamo). No existe un identificador para cada préstamo en los datos del BC, pero podemos identificar una nueva relación entre un deudor y una entidad. Llamamos *spell* a una relación continua entre un deudor y una entidad y estudiamos el comportamiento del deudor durante el mismo⁴.

Excluimos *spells* que comienzan antes de marzo de 2014 porque nuestro conjunto de datos comienza en enero de 2014; por lo tanto, no podemos determinar si la relación deudor-institución comenzó en enero o si se originó a partir de un acuerdo preexistente establecido en los meses anteriores a enero. Además, omitimos *spells* a partir de abril de 2021 porque los préstamos no han madurado lo suficiente como para analizar el comportamiento de los deudores, dado que la duración típica máxima de un préstamo al consumo es de hasta 24 meses.

Consideramos que hay impago en un *spell* si el deudor fue clasificado por la entidad con una calificación crediticia de 4 ó 5 en algún mes del mismo. Construimos algunas variables de endeudamiento a nivel de *spell*; por ejemplo, si el *spell* es el primer préstamo para el deudor, el número de entidades cuando comienza el *spell* o si el deudor sólo tiene deuda con empresas prestamistas cuando comienza el *spell*.

La tabla 5 presenta un resumen de las estadísticas descriptivas de esta muestra. Durante el periodo comprendido entre enero de 2014 y diciembre de 2022, se registraron un total de 5.397.208 *spells*. Entre estos, aproximadamente el 5% corresponden a individuos en el grupo vulnerable, mientras que aproximadamente el 7% pertenecen a individuos en el grupo altamente vulnerable. El monto promedio del crédito difiere significativamente entre individuos no vulnerables y vulnerables, ya que los individuos no vulnerables obtuvieron un monto promedio de crédito de 30,242 pesos, en comparación con aproximadamente 20,000 pesos para

⁴Si encontramos un hueco en esta relación que dure menos de tres meses, lo consideramos un error de declaración y tomamos toda la relación como un único *spell*.

el grupo vulnerable y 17,000 pesos para el grupo altamente vulnerable.⁵

De manera similar, el importe de las contingencias para las personas no vulnerables es mayor, con un promedio de alrededor de 50,000 pesos, mientras que oscila entre 12,193 pesos en promedio para el grupo vulnerable y 7,882 para el grupo altamente vulnerable. Aunque no existen diferencias en el número de instituciones en las que una persona tiene deuda al momento de tomar el crédito en el tramo considerado, existen variaciones significativas entre los grupos en la proporción de créditos incumplidos y las instituciones con las que operan. Mientras que la proporción de préstamos impagos para los individuos no vulnerables es del 20,7%, los individuos del grupo vulnerable tuvieron impagos en el 46% de los créditos, mientras que los individuos del grupo altamente vulnerable el 59%. Es de destacar que en el grupo no vulnerable, la mayoría de los impagos consisten en deudas bancarias, mientras que en el caso de las personas vulnerables y muy vulnerables, las deudas bancarias son mucho menos frecuentes, y la mayoría de los préstamos son concedidos por administradoras de crédito (véase el gráfico 1).

4. Estrategia empírica

Este trabajo utiliza modelos econométricos para evaluar la disparidad en las probabilidades de impago entre los grupos vulnerables y el resto de la población. Tenemos dos objetivos principales: (i) identificar el origen de la disparidad observada - si se deriva de las tasas de interés más altas aplicadas a estos grupos o de sus características inherentes, y (ii) investigar cómo influyen las características específicas de los préstamos en la probabilidad de *default*.

Empleamos modelos de probabilidad lineal (MLP) con tres especificaciones alternativas. La primera especificación no controla por las tasas de interés, lo que nos permite aislar el impacto de otros factores. La segunda especificación incorpora un polinomio de tercer grado de una variable *proxy* de las tasas de interés, lo que permite capturar su relación con las probabilidades de impago. Por último, en la tercera especificación introduce efectos fijos interactuando empresa y período de tiempo, lo que proporciona una mayor flexibilidad para captar la interacción dinámica entre las tasas de interés y la probabilidad de default entre distintas empresas y a lo largo del tiempo. Debido a la inclusión de efectos fijos de alta dimensión, el MPL es una opción adecuada en comparación con los modelos no lineales como Logits, que son computacionalmente intensivos.

⁵a precios constantes de diciembre de 2021, 1 dólar estadounidense = 44.3 pesos.

Definimos una variable binaria G que indica la pertenencia a un grupo vulnerable. Su coeficiente estimará la brecha de riesgo de impago entre este grupo y el resto de la población. Modelizamos la probabilidad de default como una función de G junto con tres grupos adicionales de variables: i) características demográficas individuales (X), ii) características observables del endeudamiento del individuo (W), y iii) la tasa de interés del préstamo (R). Por lo tanto, la probabilidad condicional de impago se representa como $P(G, X, W; R) = Pr(\text{Impago} \mid G, X, W; R)$. Sin embargo, dado que los datos demográficos (X) sólo están disponibles para las personas que solicitan programas sociales, cuando la muestra incluya a personas no vulnerables sólo podremos estimar modelos para $P(G, W; R)$.

Para definir el indicador binario G , clasificamos a las personas en tres grupos utilizando los datos del MIDES. Como se explica en la sección ??, el conjunto de datos de panel MIDES incluye a todos los individuos de los hogares que alguna vez han solicitado subsidios para transferencias monetarias. Sobre la base de un conjunto exhaustivo de características de los hogares, se calcula un indicador denominado Índice de Carencias Críticas (ICC) para determinar si el hogar tiene derecho o no a los programas sociales.

El primer grupo que definimos como vulnerable es el de las personas en hogares con niños elegibles para la transferencia monetaria condicionada AFAM pero no para el programa TUS. El segundo grupo es el más vulnerable, es decir, los hogares elegibles para el programa TUS. Este grupo engloba a los individuos más vulnerables, los que se encuentran en situación de pobreza y pobreza extrema.

El análisis incluye un tercer grupo, denominado "no vulnerable", para las personas que no figuran en el conjunto de datos MIDES. Suponemos que sus ingresos y medios económicos les sitúan significativamente por encima de la pobreza. Se estiman modelos separados para cada grupo dentro de la población objetivo $G = AFAM, TUS$, y se comparan directamente con el grupo "no vulnerable".

Así, nuestro MPL viene dado por

$$Pr(\text{Default}_{ij} \mid G_i, W_{ij}, R_{ij}) = \alpha + \gamma G_i + W'_{ij} \beta + f(R_{ij}, \pi) + \epsilon_{ij} \quad (1)$$

donde i es individuo, j es préstamo y G es un indicador binario de vulnerabilidad (AFAM) o de alta vulnerabilidad (TUS).

Las tasas de interés son cruciales en nuestras estimaciones, ya que determinan el impacto sobre la probabilidad de default individual a través de la función $f(R_{ij}, \pi)$. Desafortunada-

mente, las tasas de interés individuales a nivel de préstamo $R_{i,j}$ no están disponibles en la base de datos de la Central de Riesgos. Para superar esta limitación, empleamos dos enfoques alternativos. El primero utiliza una variable *proxy* de la tasa de interés individual, incorporando las tasas medias y máximas de los préstamos al consumo que ofrece el sistema financiero. La figura 2 ilustra la importante variabilidad de estos indicadores a lo largo del período de estudio. Cabe mencionar que cuando se incluyen proxies para las tasas de interés, se calculan errores estándar por *clusters*.⁶

El segundo enfoque, considerado más flexible, emplea efectos fijos. Mediante la interacción de variables ficticias de empresa con variables ficticias mensuales de tiempo, podemos aislar la influencia de las tasas de interés y, al mismo tiempo, tener en cuenta las posibles diferencias entre empresas prestamistas y a través del tiempo. Esta estrategia es adecuada si cada prestamista cobra la misma tasa de interés a todos los deudores en un mes determinado. Por lo que sabemos, este supuesto no es demasiado restrictivo en nuestro contexto. En primer lugar, en el segmento de consumo del sistema financiero uruguayo, las calificaciones crediticias influyen en las decisiones de otorgar o no un préstamo, pero no en las tasas de interés individuales. En segundo lugar, la evidencia sugiere que los bancos uruguayos y las compañías de crédito ajustan las tasas de interés mensualmente, normalmente a principios de cada mes. En particular, el Banco Central actualiza los límites de usura con una frecuencia mensual.

El conjunto de características observables del endeudamiento del individuo (W) abarca siete variables. Las dos primeras son variables binarias que indican si todos los préstamos se obtuvieron de bancos o de empresas administradoras de crédito. El resto de covariables incluyen la proxy de ingresos (contingencias), una variable binaria que indica si el individuo tiene al menos una tarjeta de crédito, variables binarias que indican si el préstamo es el primero para el individuo y si una institución emitió el préstamo sin una relación previa con el deudor y el número total de empresas con las que el individuo tiene préstamos.

Por último, el grupo de características sociodemográficas de las personas vulnerables (X) incluye el sexo, la edad, la ciudad de residencia, el nivel de estudios más alto y la ocupación⁷ Representamos el nivel educativo con un conjunto de variables ficticias: escuela primaria completa, escuela secundaria incompleta o completa, y escuela primaria incompleta (el gru-

⁶Los clusters se definen para reflejar el nivel de agregación del proxy para la tasa de interés; que viene dado por el tipo de prestamista (bancos o administradoras de crédito) interactuado con *dummies* temporales. El número de grupos es 172. Pese a que el cálculo de los errores estándar es muy conservador, todos los coeficientes son estadísticamente significativos al nivel del 1%.

⁷Los datos socioeconómicos proceden del conjunto de datos MIDES. Por lo tanto, no disponemos de datos socioeconómicos para las personas no vulnerables.

po omitido). Del mismo modo, la ocupación se representa mediante un conjunto de variables ficticias que indican la situación laboral: desempleado, inactivo, autónomo, pensionista, siendo los asalariados el grupo omitido. Estimamos dos especificaciones alternativas: una en la que las covariables entran linealmente y otra, más flexible, seleccionada mediante un algoritmo CV-Lasso.

5. Estimación de las brechas de riesgo de impago e influencia de las tasas de interés

Aunque el acceso a los servicios financieros se ha generalizado, la evidencia empírica muestra que persiste una gran disparidad en el acceso a opciones de crédito con tasas de interés razonables para las personas de entornos socioeconómicos más bajos. Además, la literatura aborda ampliamente el fenómeno de que las minorías desfavorecidas y las personas con un estatus socioeconómico más bajo exhiben mayor probabilidad de no pagar los préstamos al consumo. Esta discrepancia, denominada aquí "brecha de riesgo", hace que a menudo se les apliquen tasas de interés más altas que a los demandantes de crédito con ingresos más altos y mayor riqueza. Esta desigualdad suscita preocupación por la justicia y el acceso equitativo a los servicios financieros y sus posibles efectos perjudiciales sobre el desarrollo económico y la movilidad social. Mediante el análisis de datos empíricos, esta sección contribuye a una comprensión más profunda de los determinantes de la brecha de riesgo y su impacto en las decisiones de endeudamiento y la probabilidad de impago. Este conocimiento puede ser crucial para fundamentar las intervenciones políticas destinadas a promover la inclusión financiera, reducir la desigualdad económica y, en última instancia, contribuir a una economía más equitativa.

5.1. Cuantificación de la brecha de riesgo: vulnerables vs. no vulnerables

Estimamos la brecha de riesgo de impago en función de la vulnerabilidad para dos grupos: los vulnerables, definidos como aquellos que reciben la prestación social AFAM del MIDES, y los altamente vulnerables, que reciben las prestaciones TUS.

La tabla 6 presenta un conjunto de resultados para el grupo vulnerable; así, la muestra estimada incluye personas de este grupo e individuos clasificados como no vulnerables. Las tres primeras columnas corresponden a MPL que no incluyen ninguna medida de tasas de

interés; es decir, se omite $f(R_{ij}, \pi)$ de la ecuación (??). Todos los modelos incluyen una tendencia temporal al cuadrado y una constante, excepto las especificaciones de efectos fijos. En la columna (1), el coeficiente asociado a la vulnerabilidad mide la brecha de riesgo incondicional entre los más pobres y los no vulnerables es de hasta 25,5 puntos porcentuales (p.p.). A su vez, las columnas (2) y (3) estiman este parámetro añadiendo controles para las características seleccionadas del endeudamiento del individuo, introduciendo linealmente dichas covariables (columna 2) y utilizando una especificación flexible seleccionada por un algoritmo CV-Lasso (columna 3). La incorporación de variables explicativas aumenta significativamente la bondad de ajuste del modelo, con mejoras sustanciales en métricas tales como R^2 , AUPRC, AUROC y el índice Brier.

Notoriamente, la brecha de riesgo se reduce sustancialmente a 17,4 y 17,5 p.p., respectivamente, lo que indica que las características de la deuda pueden explicar ocho p.p. de la brecha. Estas características captan el acceso a productos financieros de mejor calidad y, por tanto, nos muestran que los pobres acceden al crédito en peores condiciones.

Los modelos posteriores incorporan una proxy para las tasas de interés, como se muestra en las columnas (4) a (6).⁸ La comparación de las columnas (1) y (4) revela que las tasas de interés más elevadas a las que se enfrentan los individuos vulnerables explican cuatro puntos porcentuales de la brecha de riesgo incondicional. Por otro lado, al controlar por factores relacionados con el endeudamiento, la introducción de la tasa de interés como variable no altera significativamente la brecha de riesgo estimada previamente.

Nuestro enfoque final utiliza un modelo flexible con efectos fijos de alta dimensión para controlar la influencia de las tasas de interés. Estos efectos fijos, se construyen a partir de la interacción de variables *dummy* de prestamista y tiempo (37 empresas x 85 meses = 3.145 variables). Como hemos argumentado en la sección anterior, esta estrategia aislaría eficazmente el impacto de la tasa de interés del de la pertenencia al grupo.

La columna (7) de la Tabla 6 indica que la brecha de riesgo es de 17 p.p., una reducción significativa de ocho p.p. en comparación con la brecha incondicional de la columna (1). Este hallazgo sugiere que las disparidades en las tasas de interés explican aproximadamente el 30 % de la brecha inicial entre individuos vulnerables y no vulnerables. Además, la incorporación de las características de endeudamiento individual en el modelo de efectos fijos reduce la brecha de riesgo estimada en casi 12 p.p., hasta 14 p.p. y 13 p.p. cuando estas características se introducen linealmente y utilizando la especificación CV-Lasso seleccionada.

⁸En la subsección 5.5 se discuten en profundidad los resultados sobre la relación entre las tasas de interés y las probabilidades de impago.

Cuando se examina el grupo altamente vulnerable, los resultados se mantienen, pero las disparidades son notablemente mayores. Como se muestra en la tabla 7, la diferencia incondicional en la probabilidad de default entre el grupo altamente vulnerable y el grupo no vulnerable se sitúa en 38,9 puntos porcentuales (p.p.), que es superior a la diferencia observada para el grupo vulnerable anteriormente mencionado (grupo AFAM). Esta disparidad se reduce aún más a medida que el modelo incorpora las características del endeudamiento individual y la influencia de las tasas de interés. Además, la importancia de la tasa de interés para explicar la estimación de la brecha de morosidad es mayor (40 %) para los individuos altamente vulnerables que para los vulnerables.

En resumen, nuestros resultados documentan la existencia de una brecha de riesgo de gran magnitud entre individuos vulnerables y no vulnerables, pero también ponen de manifiesto la importancia de las tasas de interés a la hora de analizar el impago de los vulnerables. Tras controlar por la tasa de interés y las características del préstamo, existe un riesgo de impago adicional de 14,5 p.p. y 22,4 p.p. para los vulnerables y altamente vulnerables, respectivamente.

5.2. Cuantificación de la brecha de riesgo: bancos vs. administradoras de crédito

Los individuos que obtienen préstamos únicamente de empresas prestamistas muestran una probabilidad de default significativamente mayor en comparación con los que obtienen préstamos tanto de bancos como de empresas prestamistas o únicamente de bancos (columnas (2) y (3) de las tablas 6 y 7) sin controlar las tasas de interés. Las tasas de interés mucho más elevadas de las administradoras de crédito pueden explicar en parte esta disparidad. En concreto, los individuos que sólo tienen deuda con administradoras de crédito tienen una probabilidad de default 18 puntos porcentuales mayor que los que tienen préstamos de bancos y empresas de crédito. Por el contrario, los que sólo tienen deuda bancaria experimentan una probabilidad de default cinco puntos porcentuales menor. Esta diferencia de 23 p.p. entre los dos grupos subraya la posible influencia del origen del préstamo en el riesgo de impago por tipo de institución, donde las empresas de préstamo suelen cobrar tasas de interés más altos que los bancos.

Sin embargo, la contabilización de las tasas de interés reduce significativamente el impacto de las fuentes de préstamo. Cuando se incluye una variable *proxy* de las tasas de interés, el coeficiente de "Sólo bancos" deja de ser significativo. El coeficiente de "Sólo administradoras

de crédito” también disminuye ocho puntos porcentuales (p.p.), cayendo a 10 p.p.

En el modelo de efectos fijos, el efecto de ”Sólo banco.^{es} estadísticamente significativo pero de magnitud muy pequeña. El coeficiente de ”Sólo administradoras de crédito” disminuye en 10 p.p., cayendo a ocho p.p. Por lo tanto, la inclusión de las tasas de interés disminuye el efecto de ”Sólo bancos.^{en} magnitud y reduce en más de un 50 % el efecto de ”Sólo administradoras de crédito”.

El resultado de una mayor probabilidad de default para los individuos que se endeudan únicamente en las administradoras de crédito puede explicarse por el hecho de que éstas se centran en los deudores de mayor riesgo. Sin embargo, en este análisis, controlamos la afiliación al grupo, mitigando este posible efecto.

5.3. Cuantificación de la brecha de riesgo: otras características del endeudamiento

Al explorar características que van más allá de la vulnerabilidad y las tasas de interés, incluyendo la fuente del préstamo y las características del endeudamiento, esta sub-sección contribuye a una comprensión más profunda de los factores que influyen en la probabilidad de default de los individuos.

La variable *Contingencia* se incluye como una variable *proxy* de los ingresos individuales, basada principalmente en los límites de las tarjetas de crédito. Esta variable muestra una correlación negativa significativa con la probabilidad de default, lo que indica que las personas con ingresos más bajos tienen más probabilidades de impago. Este efecto se mantiene en todos los modelos con una magnitud de aproximadamente un punto porcentual (Tablas 6 y 7). En particular, estos resultados son similares para las muestras que incluyen vulnerables o altamente vulnerables y persisten independientemente de la especificación del modelo elegido (lineal vs. CV-Lasso).

El efecto de la inclusión de una variable binaria que indique la posesión de una tarjeta de crédito es ambiguo desde un punto de vista teórico. Por un lado, la posesión de una tarjeta de crédito significa un mejor acceso a los productos financieros. Según la Encuesta Financiera de los Hogares de 2017 en Uruguay, el 40 % de los hogares carecía de tarjetas de crédito, y la propiedad está fuertemente correlacionada con el estatus económico (Olivieri et al., 2022). Sin embargo, nuestros datos revelan una porción preocupante de individuos en mora con pequeñas deudas relacionadas con tarjetas de crédito.

Las empresas tienen pocos incentivos para recuperar estas pequeñas deudas, lo que puede dejar a los individuos desinformados y vulnerables debido a sus limitados conocimientos financieros, que suelen prevalecer entre las poblaciones desfavorecidas. Según los datos disponibles, poseer una tarjeta de crédito aumenta la probabilidad de default entre tres y seis puntos porcentuales, independientemente de la especificación del modelo.

Por último, se incluyen tres variables adicionales con coeficientes positivos estadísticamente significativos: i) que indican si el préstamo es el primero de la persona en el período observado, ii) que captan si el préstamo fue emitido por una empresa con la que el individuo no tenía relación previa, y iii) que representan el número total de empresas a las que el individuo tiene un préstamo. De nuevo, el efecto de estas variables sobre la probabilidad de default es bastante similar, independientemente de si la muestra incluye individuos vulnerables o altamente vulnerables.

5.4. Cuantificación de la brecha de riesgo entre las personas vulnerables

En esta sección se analiza la brecha de riesgo entre individuos altamente vulnerables y vulnerables. Además de las variables a nivel de préstamo comentadas anteriormente, incorporamos características socioeconómicas del individuo, como la edad, el sexo, la zona de residencia, la escolarización, la situación laboral y, en particular, el índice de carencias críticas (ICC), que es una medida continua de la vulnerabilidad del hogar.

Considerando modelos que sólo incluyen una variable *dummy* (Altamente vulnerable) para controlar la vulnerabilidad, la brecha de riesgo entre las personas altamente vulnerables y las vulnerables es de 13,5 p.p. sin controles, y de 9 p.p. cuando se incluyen efectos fijos que controlan las tasas de interés. Un resultado interesante es que cuando se añade el ICC (y otras características), la variable binaria que capta la pertenencia a un grupo no resulta estadísticamente diferente de cero.⁹ Sin embargo, la diferencia en la probabilidad de default de una persona altamente vulnerable y de una persona vulnerable se mantiene cercana a los 10 puntos porcentuales. Esta brecha de riesgo se calcula restando la probabilidad media prevista para las personas altamente vulnerables (teniendo en cuenta su índice de carencia medio) de la probabilidad media prevista para las personas vulnerables (teniendo en cuenta su índice de carencia medio). Cabe señalar que la primera estimación utiliza un indicador binario para la clasificación de la vulnerabilidad, lo que subraya la coherencia de la brecha

⁹Excepto en el modelo de efectos fijos CV-Lasso, donde es de 1 p.p.

de riesgo incluso cuando se emplean distintos enfoques de medición. Además, este resultado sugiere la presencia de heterogeneidad de riesgo entre individuos dentro de cada grupo.

En cuanto a otras covariables, como era de esperar, la probabilidad de default disminuye con la edad y la educación. En todos los modelos, la brecha de género en la probabilidad de impago es negativa y significativa, pero estrecha, oscilando entre -0,5 p.p. y -1,5 p.p. (véase la Tabla 8). Además, las tasas de default son más altas en la capital que en el resto del país. Cabe destacar que la inclusión de controles para la tasa de interés no modifica sustancialmente el efecto de las variables exploratorias sobre la probabilidad de default.

5.5. Riesgo de default y tasa de interés

Las finanzas empresariales han analizado a fondo el equilibrio entre la rentabilidad esperada y el riesgo, pero es necesario incluir un nivel de análisis similar en el ámbito del endeudamiento de las personas. En particular, no existen modelos teóricos exhaustivos para determinar la demanda de préstamos al consumo por parte de los hogares. Los recientes trabajos pioneros de [Chatterjee et al. \(2023\)](#), entre otros, señalan la posibilidad de que se produzcan avances interesantes en este campo en los próximos años. Por el contrario, la investigación empírica reciente en el mercado de crédito al consumo se ha centrado en analizar los factores que determinan la probabilidad de default. Sin embargo, las tasas de interés aún no han ocupado un lugar central en estos estudios.

En esta subsección se presentan datos empíricos sobre la relación entre el riesgo de default y las tasas de interés, reconociendo las limitaciones del análisis. La figura 3 muestra las probabilidades de default estimadas para cada tasa de interés para los tres grupos: no vulnerables, vulnerables y muy vulnerables. Fijamos las covariables del modelo MPL con controles en sus valores medios para calcular estas probabilidades estimadas de default. Obsérvese que utilizamos un polinomio de tercer orden en la variable *proxy* para la tasa de interés. Como era de esperar, la probabilidad de default aumenta en el intervalo pertinente de tasas de interés. Es importante señalar que nuestra estimación no capta el comportamiento de las tasas de interés en valores bajos, ya que el proxy de tasas de interés que utilizamos no toma valores por debajo del 41 %. Esto subraya la cautela necesaria a la hora de extrapolar nuestros resultados a escenarios de tasas de interés bajos, ya que la función de probabilidad de default es decreciente en función de la tasa de interés a valores bajos de esta variable.

Nuestras estimaciones muestran una variación considerable en la probabilidad de default entre tasas de interés para cada grupo analizado. Sin embargo, la variación entre grupos

supera la variabilidad entre tasas de interés, especialmente en el caso de los grupos vulnerables. Además, la introducción de controles a nivel de préstamo conduce a una disminución consistente de la probabilidad de default en cada tasa de interés y a un aplanamiento de todas las curvas.

Aunque la investigación existente analiza las probabilidades de default de los préstamos al consumo, a menudo ignora las tasas de interés. Presentamos pruebas de una correlación positiva entre el riesgo de default y las tasas de interés, siendo el efecto más pronunciado para las poblaciones vulnerables. Sin embargo, nuestros resultados presentan deficiencias porque no observamos las tasas de interés, sino que utilizamos una aproximación a los mismos. Nuestro estudio sugiere que es necesario prestar más atención a la relación entre las tasas de interés y el endeudamiento personal, de forma similar al análisis realizado en las finanzas empresariales.

6. Lineamientos teóricos

En esta sección se exponen las ideas teóricas que sirven de base para interpretar nuestros resultados empíricos. Consideramos un escenario simplificado: un mercado de crédito con dos deudores, dos prestamistas y un regulador.

Inspirándonos en [Fuster et al. \(2022\)](#), representamos la demanda de crédito a través de una forma reducida, vinculando directamente el tipo de interés a la probabilidad de default, simplificando el modelo al suponer que los deudores sólo deciden si van a pagar, despreciando cualquier elasticidad potencial de la demanda a la tasa de interés.

En este marco teórico, postulamos que los deudores se diferencian únicamente en función de sus preferencias intertemporales reflejadas por sus tasas subjetivas de descuento (impaciencia) y aversión al riesgo. Por lo tanto, esto se alinea con la base teórica establecida en los préstamos al consumo, donde la heterogeneidad individual en las preferencias se reconoce como un factor crucial que impulsa el comportamiento de endeudamiento.

En concreto, el Deudor 2 es intrínsecamente más arriesgado que el Deudor 1, lo que significa que su probabilidad de default es mayor a cualquier tasa de interés. Para simplificar, la diferencia de riesgo entre estos deudores se mantiene constante a través de diferentes tasas de interés. Bajo estos supuestos, la probabilidad de default puede expresarse como:

$$Pr(\text{Default} \mid G, R) = Pr(\text{Default} \mid R) + \gamma G \tag{2}$$

donde $G = 1, 2$ indica los deudores de menor y mayor riesgo, respectivamente, y R es la tasa de interés bruta. El parámetro γ es la brecha de riesgo de impago entre el Deudor 1 y el Deudor 2.

Las empresas prestamistas emiten préstamos al consumo para maximizar el exceso de rentabilidad sobre el activo libre de riesgo. Los beneficios vienen dados por la siguiente ecuación estándar (véase Fuster et al. (2022)):

$$\pi = [R(1 - h \text{Pr}) - \rho](1 - c \text{Pr}) \quad (3)$$

donde R es $(1 + r)$, r es la tasa de interés, $\text{Pr} = \text{Pr}(\text{Default} \mid G, R)$ es la probabilidad de default, c recoge los costes (principalmente provisiones y requisitos de capital). El parámetro h es la tasa de pérdida de los préstamos impagos, ρ es la tasa de rentabilidad bruta libre de riesgo. Los parámetros c y h dependerían de Pr y, por tanto, de R ; sin embargo, consideramos el caso más sencillo en el que son constantes.

El regulador desempeña un papel crucial fijando el parámetro c y estableciendo límites a las tasas de usura. Suponemos que ambos tipos de empresas se enfrentan al mismo parámetro c y a los mismos tipos máximos. El parámetro h representa la capacidad de las empresas para recuperar los préstamos impagos, introduciendo heterogeneidad entre ellas. Suponemos que el Deudor 1 es menos eficiente que el Deudor 2 a la hora de recuperar los préstamos impagos. Nuestro conocimiento del mercado crediticio uruguayo sugiere que los bancos tienden a ser menos eficientes que las empresas prestamistas en este aspecto en particular. La tasa de pérdida de los préstamos impagos, también conocida como pérdida por impago, representa el porcentaje del importe original del préstamo que un prestamista espera perder cuando un deudor incumple.

Nuestro análisis parte de un modelo de referencia diseñado explícitamente para los valores de los parámetros de ambas ecuaciones, capturando las características esenciales del segmento de consumo en el mercado de crédito uruguayo. Dichos parámetros son:

Regulador:	Límite a la usura 130 %; $c = 0,4$
Prestamistas:	Tipo 1: $h = 0,95$ Tipo 2: $h = 0,40$
Deudores:	Tipo 1: $\text{Pr} 1 = (1 + \exp(2 - 0,025 * r))^{-1} * 0,9 - 0,08$ Tipo 2: $\text{Pr} 2 = \text{Pr} 1 + 0,2$

En la figura 5, representamos las probabilidades de impago utilizando la función no lineal

descrita anteriormente para $Pr(\text{Default} | R)$, es decir, suponiendo una brecha de riesgo fija γ de 20 puntos porcentuales. La figura 4 ilustra con más detalle los perfiles de exceso de rentabilidad de los prestadores 1 y 2, respectivamente, cuando se enfrentan a los deudores 1 ó 2.

Nuestro análisis comparativo pone de relieve varias conclusiones clave. Para el Prestamista 1, las tasas de interés que maximizan su exceso de rentabilidad son soluciones internas (por debajo del tope reglamentario) y conducen a mayores beneficios para el Deudor 1 que para el Deudor 2. Para el Prestamista 2, los tipos óptimos para maximizar su exceso de rentabilidad son soluciones de esquina (a los tipos tope) para ambos deudores. Aunque el Deudor 1 sigue siendo generalmente más rentable a cualquier tipo, en este escenario específico, el Prestamista 2 obtiene un mayor exceso de rentabilidad prestando al Deudor 2 al tipo tope en comparación con prestando al Deudor 1 al tipo más bajo ofrecido por el Prestamista 1.

En un escenario no competitivo, cada prestamista con \$1 decide si presta al Deudor 1 o al 2, con el objetivo de maximizar el beneficio a través de la tasa de interés elegida. En este escenario, el equilibrio se produce cuando ambos prestamistas prestan a sus respectivos deudores (Prestamista 1 a Deudor 1 y Prestamista 2 a Deudor 2). Este equilibrio tiene como resultado que el deudor más arriesgado recibe el préstamo a una tasa de interés significativamente más alta. En particular, este equilibrio persiste incluso si, en un posible enfrentamiento entre deudores, los beneficios de prestar al Deudor 1 a un tipo inferior superan a los de prestar al Deudor 2 al tipo máximo.

Este escenario resuena con las características únicas del mercado crediticio uruguayo, que cuenta con un número limitado de bancos privados que también poseen empresas prestamistas. En particular, los datos recogidos de los sitios web de bancos y empresas de préstamo desde el pasado mes de julio revelan prácticas de préstamo distintas. En este periodo, los bancos suelen aplicar tasas de interés que oscilan entre el 30 % y el 85 %, mientras que las empresas de préstamo operan dentro de una horquilla más amplia, que va del 87 % al 150 %, notablemente cerca de los límites de usura establecidos por el Banco Central.

Nuestros resultados empíricos coinciden claramente con las predicciones teóricas descritas anteriormente. La figura 6 muestra el exceso de rentabilidad de ambos prestamistas cuando se utilizan las probabilidades de impago estimadas y se mantienen todos los demás parámetros como se ha indicado anteriormente. Curiosamente, las tasas de interés óptimas de ambos prestamistas difieren. El prestamista 1 logra su mayor beneficio (exceso de rentabilidad), superando significativamente el tipo medio de mercado observado (90 frente a 58), pero aún

por debajo del tipo máximo. Cabe destacar que este tipo óptimo se encuentra dentro de un rango de valores posibles, como indica la figura 6. Por el contrario, el Prestamista 2 obtiene su mayor beneficio sólo con el tipo máximo permitido (solución de esquina). Cabe señalar que, independientemente de la tasa de interés elegida, la concesión de préstamos a deudores considerados muy vulnerables (deudor 2) por el Prestamista 1 da lugar sistemáticamente a un exceso de rentabilidad negativo.

El gráfico 7 arroja luz sobre los dos principales factores que contribuyen a la brecha de riesgo incondicional, la diferencia en las tasas de impago entre los distintos grupos de deudores, independientemente de los detalles del préstamo. Estos dos factores son i) un mayor riesgo inherente, debido potencialmente a unos ingresos más bajos y a unos recursos e información limitados, y ii) disparidades en las tasas de interés; los grupos vulnerables suelen estar sujetos a tasas de interés significativamente más altas que los demás, lo que agrava aún más su riesgo de impago. Basándonos en funciones estimadas, nuestra investigación nos permite analizar escenarios hipotéticos (análisis contrafactual). Este análisis revela que ambos factores contribuyen por igual (50/50) a la brecha global de riesgo para las personas vulnerables. Sin embargo, para la población altamente vulnerable, el impacto de los factores de riesgo inherentes desempeña un papel ligeramente más significativo, contribuyendo en un 60 % a la brecha de riesgo en comparación con el 40 % derivado de un tasa de interés más alta.

7. Conclusiones

Este estudio explora la brecha de riesgo en las probabilidades de impago entre las poblaciones vulnerables y el resto de la población en el contexto de los préstamos al consumo. Empleamos Modelos de Probabilidad Lineal (MPL) con diversas especificaciones para comprender los determinantes de esta disparidad e investigar cómo influyen las características específicas de los préstamos en la probabilidad de default. Combinamos datos a nivel de identificador nacional de préstamos con la percepción de prestaciones sociales para analizar el impago, la vulnerabilidad y el papel del tipo de interés.

Nuestros resultados revelan que las personas vulnerables presentan un riesgo de impago significativamente mayor que la población no vulnerable. Notablemente, esta brecha disminuye cuando se consideran las características del endeudamiento del individuo y la influencia de las tasas de interés. Aportamos pruebas empíricas de que los tipos de interés son cruciales, ya que explican aproximadamente el 30 % de la brecha de impago de los individuos vulnerables y el 40 % de la de los individuos altamente vulnerables. Además, realizamos un ejercicio

contrafactual que arrojó cifras similares (40 % y 50 %, respectivamente).

El origen del préstamo también es importante, ya que los deudores que recurren exclusivamente a administradoras de crédito muestran una mayor probabilidad de default que los que recurren a bancos. Sin embargo, este efecto se mitiga parcialmente cuando se tienen en cuenta los tipos de interés. Además, otras características del endeudamiento individual, como la proxy de ingresos, la titularidad de tarjetas de crédito y las características del préstamo, influyen en la probabilidad de default.

Aunque este estudio ofrece valiosas perspectivas, es crucial reconocer sus limitaciones. La relación estimada entre el riesgo de impago y los tipos de interés podría no reflejar el comportamiento de los tipos por debajo del intervalo observado. Además, debido a las limitaciones de los datos, el estudio utiliza una aproximación a la tasa de interés del individuo.

Estos resultados ponen de relieve la importancia de tener en cuenta las características individuales y de los préstamos a la hora de evaluar el riesgo de impago. También ponen de relieve el papel de los tipos de interés en la perpetuación de la brecha de riesgo para las poblaciones vulnerables. Abordar estas cuestiones podría implicar la promoción de iniciativas de inclusión financiera, la aplicación de normativas sobre prácticas justas en materia de tipos de interés y el fomento de programas de educación financiera. No obstante, debería estudiarse a fondo la viabilidad de una solución de mercado para el grupo altamente vulnerable. Las transferencias a tanto alzado que implican cantidades mensuales fijas pueden no responder adecuadamente a las necesidades estacionales o a los choques imprevistos. Un posible enfoque consiste en proporcionar a este grupo de población un acceso asequible al crédito y a las transferencias de efectivo.

Las futuras líneas de investigación incluyen la exploración de metodologías alternativas para estimar el impacto de los tipos de interés en el riesgo de impago con datos más granulares, la investigación de los mecanismos causales que subyacen a la relación observada entre la fuente del préstamo y la probabilidad de default, y el análisis de la eficacia de diferentes intervenciones políticas para reducir la brecha de riesgo de las poblaciones vulnerables.

Si se comprenden los factores que influyen en el riesgo de impago de las personas vulnerables y se abordan las limitaciones de este estudio, las investigaciones futuras podrán servir de base a las políticas y prácticas para promover la inclusión financiera y reducir las desigualdades en el mercado de crédito al consumo.

Referencias

- Arnabal, R., S. Taroco, C. Dassatti, V. Landaberry, and J. Ponce (2023). Endeudamiento de las personas físicas en Uruguay. Documento de trabajo del Banco Central del Uruguay 007-2023.
- Bartlett, R., A. Morse, R. Stanton, and N. Wallace (2022). Consumer-lending discrimination in the fintech era. *Journal of Financial Economics*@(1), 30–56.
- Becher, S. I., Y. Feldman, and O. Lobel (2023). *Poor Consumer(s) Law: The Case of High-Cost Credit and Payday Loans*, pp. 384–414. Cambridge Law Handbooks. Cambridge University Press.
- Bhutta, N., A. Hizmo, and D. Ringo (2022). How much does racial bias affect mortgage lending? evidence from human and algorithmic credit decisions. Finance and Economics Discussion Series 2022-067. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Bhutta, N., P. M. Skiba, and J. Tobacman (2015). Payday loan choices and consequences. *Journal of Money, Credit and Banking*@(2/3), 223–259.
- Brune, L., E. Chyn, and J. Kerwin (2021). Pay me later: Savings constraints and the demand for deferred payments. *American Economic Review*@(7), 2179–2212.
- Butler, A. W., E. J. Mayer, and J. P. Weston (2022). Racial Disparities in the Auto Loan Market. *The Review of Financial Studies*@(1), 1–41.
- Camara, S. (2022). TANK meets Diaz-Alejandro: Household heterogeneity, non-homothetic preferences & policy design. (2201.02916).
- Castellanos, S., D. Jiménez-Hernández, A. Mahajan, and A. Seira (2020). Expanding financial access via credit cards: Evidence from Mexico. Mimeo.
- Chatterjee, S., D. Corbae, K. Dempsey, and J.-V. Ríos-Rull (2023). A quantitative theory of the credit score. *Econometrica*@(5), 1803–1840.
- DINEM (2011). Informe MIDES: Evaluación y seguimiento de programas 2009-2010. tech. rep.
- Dobbie, W., A. Liberman, D. Paravisini, and V. Pathania (2021). Measuring Bias in Consumer Lending. *The Review of Economic Studies*@(6), 2799–2832.
- Dobridge, C. (2016). For better and for worse? effects of access to high-cost consumer credit. Finance and Economics Discussion Series 2016.056. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System.

- Durkin, T. A. and G. Elliehausen (2014). Consumer Lending. *Oxford University Press*.
- Elliehausen, G. and E. Lawrence (2009). An analysis of consumers' use of payday loans. George Washington University, Financial Services Research Program, Monograph No. 41.
- Fuster, A., P. Goldsmith-Pinkham, T. Ramadorai, and A. Walther (2022). Predictably unequal? The effects of machine learning on credit markets. *The Journal of Finance* (1), 5–47.
- Gardner, J. (2022). *The Future of High-Cost Credit. Rethinking Payday Lending*. Bloomsbury Publishing.
- Ghent, A. C., R. Hernández-Murillo, and M. T. Owyang (2014). Differences in subprime loan pricing across races and neighborhoods. *Regional Science and Urban Economics* (C), 199–215.
- Hanson, A., Z. Hawley, H. Martin, and B. Liu (2016). Discrimination in mortgage lending: Evidence from a correspondence experiment. *Journal of Urban Economics* (C), 48–65.
- Kaplan, G., G. L. Violante, and J. Weidner (2014). The Wealthy Hand-to-Mouth. *Brookings Papers on Economic Activity* (1 (Spring)), 77–153.
- Lagomarsino, A. (2021). Do cash assistance programs create welfare traps? Mimeo.
- Olivieri, C., G. Sanroman, and R. Quagliotti (2022). Debit and credit card holdings: effects of the Uruguayan Financial Inclusion Law. Working paper No. 04/22, dECON.
- Spector, M. (2008). Taming the beast: Payday loans, regulatory efforts, and unintended consequences. *DePaul Law Review*, Vol. 57, No. 4, SMU Dedman School of Law Legal Studies Research Paper No. 212.

Tablas y Figuras

Cuadro 1: Personas endeudadas con créditos al consumo

	#	Tiene dedua en bancos (%)	Tiene deuda en administradoras de crédito (%)	Tiene tarjeta de crédito (%)	Hizo def al menos una
<i>Personas</i>	2,596,077	80.4	55.9	80.5	49.9

Notas: Esta tabla muestra algunos datos descriptivos de la muestra de personas que figuran en los datos de la Oficina de Crédito. Incumplimiento significa clasificación crediticia 4 o 5 (90 días o más de mora).

Cuadro 2: Hogares vulnerables

	#	Vulnerables (%)	Altamente vulnerables (%)	Viven en la capital del país (%)	Tienen menores (%)	Promedio integrantes (#)
<i>Hogares</i>	292,580	25.4	37.7	33.8	81.1	3.2

Notas: Esta tabla muestra algunos datos descriptivos de la muestra de hogares vulnerables. El grupo vulnerable incluye a las personas que pueden optar al programa AFAM de transferencias monetarias (pero no al programa TUS). El grupo altamente vulnerable incluye a las personas elegibles para el programa TUS de transferencias monetarias.

Cuadro 3: Personas vulnerables

	<i>Vulnerables (Elegibles AFAM)</i>	<i>Altamente vulnerables (Elegibles TUS)</i>
# Personas	155,351	289,266
Mujeres (%)	59.5	54.2
Promedio de edad	37.7	35.5
Nivel educativo más alto		
Primaria incompleta (%)	11.3	22.8
Primaria completa (%)	48.9	55.7
Secundaria incompleta (%)	25.3	11.4
Secundaria completa (%)	14.5	10.1
Ocupación		
Desempleado (%)	14.6	16.0
Empleados asalariados (%)	24.9	14.0
Trabajadores independientes (%)	23.5	22.9
Pensionistas (%)	5.7	5.2
Inactivos (%)	27.3	35.1

Notas: Esta tabla muestra algunos datos descriptivos de la muestra de personas vulnerables. El grupo vulnerable incluye a las personas que pueden optar al programa AFAM de transferencias monetarias (pero no al programa TUS). El grupo altamente vulnerable incluye a las personas elegibles para el programa TUS de transferencias monetarias.

Cuadro 4: Endeudamiento de las personas vulnerables

	<i>Vulnerables (AFAM)</i>	<i>Altamente vulnerables (TUS)</i>
Ha tenido deuda de consumo (%)	77.5	70.9
Ha tenido tarjeta de crédito (%)	62.1	52.6
Ha tenido deuda en bancos (%)	54.4	42.3
Ha tenido deuda en administradoras de crédito (%)	54.5	51.5
Ha hecho default al menos una vez (%)	75.4	82.8

Notas: Este cuadro muestra algunos descriptivos del endeudamiento de las personas vulnerables. El grupo vulnerable incluye a las personas elegibles para el programa AFAM de transferencias monetarias (pero no para el programa TUS). El grupo altamente vulnerable incluye a las personas elegibles para el programa de transferencias monetarias TUS.

Cuadro 5: Spells Insitución-Deudor

	<i>Vulnerables (AFAM)</i>	<i>Altamente vulnerables (TUS)</i>	<i>No-vulnerables</i>
# Personas	263,739	362,834	4,770,635
Monto de deuda (promedio)	20,278	16,963	30,242
Contingencia cuando toma la deuda (promedio)	12,193	7,882	50,428
# instituciones cuando toma la deuda (promedio)	3	2	3
Deudas en default (%)	45.9	59.3	20.7
Deudas de administradoras de crédito (%)	61.6	66.5	44.7
Deudas de bancos (%)	38.4	33.5	55.3

Notas: En este cuadro figuran algunos datos descriptivos de la muestra de episodios. Una racha es una relación continua entre un deudor y una institución. El grupo vulnerable incluye a las personas elegibles para el programa AFAM de transferencias monetarias (pero no para el programa TUS). El grupo altamente vulnerable incluye a las personas elegibles para el programa TUS. El grupo no vulnerable incluye a todas las personas que no figuran en los datos del MIDES. Todas las cifras monetarias están en pesos de diciembre de 2021, 1 dólar estadounidense = 44,3 pesos.

Cuadro 6: Default y vulnerabilidad: Modelos lineales de probabilidad. Variable dependiente: Default

	Sin tasas de interés			Con un proxy de tasas de interés			Con efectos fijos		
	(1) OLS	(2) CV-Lasso	(3) OLS	(4) OLS	(5) CV-Lasso	(6) OLS	(7) OLS	(8) CV-Lasso	(9)
Vulnerables (AFAM)	0.255*** (0.001)	0.174*** (0.001)	0.175*** (0.001)	0.219*** (0.006)	0.174*** (0.004)	0.171*** (0.003)	0.169*** (0.001)	0.140*** (0.001)	0.131*** (0.001)
Solo bancos		-0.047*** (0.000)	-0.046*** (0.001)		0.000 (0.003)	-0.000 (0.003)		0.025*** (0.000)	0.026*** (0.001)
Solo administradoras de crédito		0.178*** (0.001)	0.175*** (0.001)		0.099*** (0.004)	0.099*** (0.004)		0.014*** (0.001)	0.012*** (0.001)
Contingencia (en logs)		-0.014*** (0.000)	-0.014*** (0.000)		-0.013*** (0.000)	-0.013*** (0.000)		-0.009*** (0.000)	-0.009*** (0.000)
Tarjetas de crédito		0.084*** (0.000)	0.084*** (0.000)		0.061*** (0.005)	0.061*** (0.005)		0.033*** (0.000)	0.033*** (0.000)
Primera deuda		0.027*** (0.001)	0.026*** (0.001)		0.026*** (0.004)	0.025*** (0.004)		0.041*** (0.001)	0.040*** (0.001)
Nueva Institución		0.137*** (0.000)	0.137*** (0.000)		0.134*** (0.007)	0.134*** (0.007)		0.094*** (0.000)	0.095*** (0.000)
# de instituciones		0.039*** (0.000)	0.039*** (0.000)		0.033*** (0.001)	0.033*** (0.001)		0.023*** (0.000)	0.023*** (0.000)
Observaciones	4,993,309	4,993,309	4,993,309	4,993,309	4,993,309	4,993,309	4,993,311	4,993,311	4,993,311
Rsquare	0.0196	0.1188	0.1207	0.0819	0.1323	0.1332	0.1449	0.1742	0.1749
AUPRC	0.2783	0.4444	0.4475	0.3659	0.4588	0.4608	0.4662	0.5037	0.5049
AUROC	0.6052	0.7292	0.7298	0.6918	0.7392	0.7394	0.7410	0.7585	0.7586
Brier	0.2179	0.2028	0.2025	0.2085	0.2007	0.2006	0.1993	0.1948	0.1947

Notas: Esta tabla presenta los resultados de tres conjuntos de modelos. El primer conjunto excluye los tipos de interés, el segundo incorpora un polinomio de tercer grado de una variable sustitutiva de los tipos de interés, y el tercero introduce efectos fijos de empresa y de tiempo para controlar la heterogeneidad de los tipos de interés. Los conjuntos primero y segundo también incluyen una tendencia temporal al cuadrado y una constante. En las columnas 4 a 6, se presentan los errores estándar agrupados, con cada agrupación definida como la interacción del período con el tipo de prestamista, reflejando el nivel de agregación de la variable sustitutiva de la tasa de interés. Las cifras CV-Lasso representan efectos marginales y corresponden a la estimación de la especificación seleccionada utilizando toda la muestra. En la columna (9), CV-Lasso utiliza los residuos OLS del resultado y las covariables en los efectos fijos. ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Cuadro 7: Default y alta vulnerabilidad: Modelos lineales de probabilidad. Variable dependiente: Default

	Sin tasas de interés			Con un proxy de tasas de interés			Con efectos fijos		
	OLS	OLS	CV-Lasso	OLS	OLS	CV-Lasso	OLS	OLS	CV-Lasso
Altamente vulnerables (TUS)	0.389*** (0.001)	0.276*** (0.001)	0.269*** (0.001)	0.342*** (0.008)	0.278*** (0.006)	0.265*** (0.004)	0.261*** (0.001)	0.218*** (0.001)	0.197*** (0.001)
Solo bancos		-0.048*** (0.000)	-0.046*** (0.001)		0.000 (0.003)	0.001 (0.003)		0.025*** (0.000)	0.025*** (0.001)
Solo administradoras de crédito		0.185*** (0.001)	0.177*** (0.001)		0.103*** (0.004)	0.099*** (0.004)		0.018*** (0.001)	0.014*** (0.001)
Contingencia (en logs)		-0.014*** (0.000)	-0.014*** (0.000)		-0.012*** (0.000)	-0.012*** (0.000)		-0.009*** (0.000)	-0.009*** (0.000)
Tarjetas de crédito		0.088*** (0.000)	0.088*** (0.000)		0.064*** (0.005)	0.064*** (0.004)		0.034*** (0.000)	0.033*** (0.000)
Primera deuda		0.032*** (0.001)	0.027*** (0.001)		0.031*** (0.004)	0.026*** (0.004)		0.044*** (0.001)	0.041*** (0.001)
Nueva institución		0.136*** (0.000)	0.138*** (0.000)		0.133*** (0.007)	0.133*** (0.007)		0.094*** (0.000)	0.096*** (0.000)
# de instituciones		0.039*** (0.000)	0.039*** (0.000)		0.033*** (0.001)	0.033*** (0.001)		0.023*** (0.000)	0.022*** (0.000)
Observaciones	5,092,040	5,092,040	5,092,040	5,092,040	5,092,040	5,092,040	5,092,042	5,092,042	5,092,042
Rsquare	0.0561	0.1533	0.1574	0.1191	0.1667	0.1698	0.1804	0.2079	0.2091
AUPRC	0.3473	0.5062	0.5134	0.4397	0.5193	0.5265	0.5292	0.5625	0.5640
AUROC	0.6012	0.7237	0.7252	0.6876	0.7333	0.7346	0.7366	0.7539	0.7544
Brier	0.2208	0.2051	0.2044	0.2107	0.2029	0.2024	0.2011	0.1965	0.1964

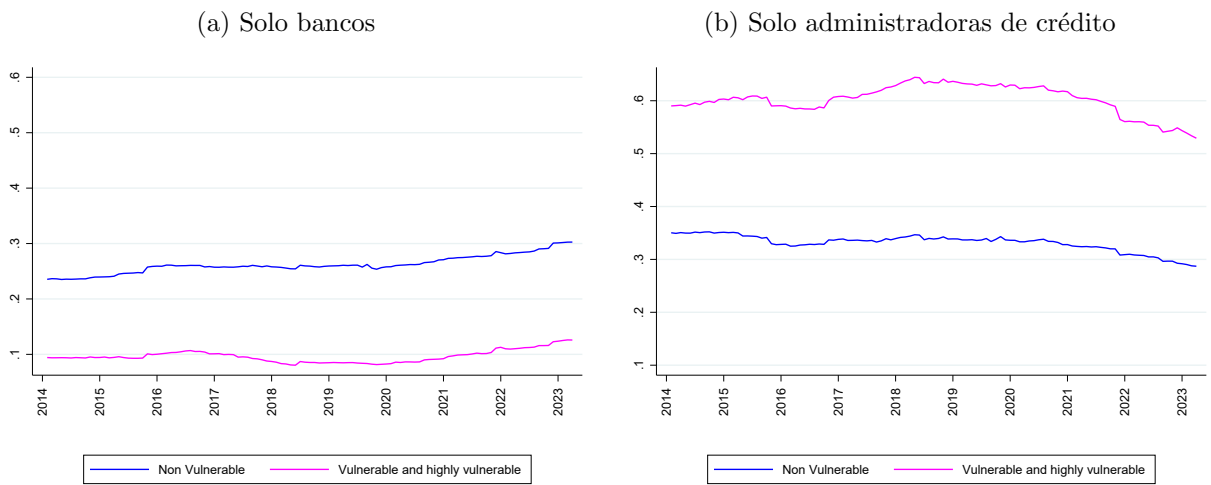
Notas: Esta tabla presenta los resultados de tres conjuntos de modelos. El primer conjunto excluye los tipos de interés, el segundo incorpora un polinomio de tercer grado de una variable sustitutiva de los tipos de interés, y el tercero introduce efectos fijos de empresa y de tiempo para controlar la heterogeneidad de los tipos de interés. Los conjuntos primero y segundo también incluyen una tendencia temporal al cuadrado y una constante. En las columnas 4 a 6, se presentan los errores estándar agrupados, con cada agrupación definida como la interacción del período con el tipo de prestamista, reflejando el nivel de agregación de la variable sustitutiva de la tasa de interés. Las cifras CV-Lasso representan efectos marginales y corresponden a la estimación de la especificación seleccionada utilizando toda la muestra. En la columna (9), CV-Lasso utiliza los residuos OLS del resultado y las covariables en los efectos fijos. ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Cuadro 8: Default entre personas vulnerables: Modelos probabilísticos lineales. Variable dependiente: Default

	Sin tasas de interés			Con un proxy de tasas de interés			Con efectos fijos		
	(1) OLS	(2) OLS	(3) CV-Lasso	(4) OLS	(5) OLS	(6) CV-Lasso	(7) OLS	(8) OLS	(9) CV-Lasso
Altamente vulnerable (TUS)	0.135*** (0.003)	0.001 (0.002)	0.003 (0.002)	0.116*** (0.003)	0.001 (0.002)	0.002 (0.003)	0.090*** (0.001)	0.000 (0.002)	0.010*** (0.002)
Índice de carencias críticas (ICC)		0.245*** (0.008)	0.240*** (0.005)		0.245*** (0.008)	0.243*** (0.009)		0.197*** (0.005)	0.163*** (0.005)
Mujer		-0.007*** (0.002)	-0.008*** (0.001)		-0.005*** (0.002)	-0.006*** (0.002)		-0.015*** (0.001)	-0.015*** (0.001)
Vive en la capital		0.025*** (0.004)	0.025*** (0.001)		0.029*** (0.003)	0.029*** (0.003)		0.021*** (0.001)	0.021*** (0.001)
Primaria completa		0.024*** (0.001)	0.025*** (0.001)		0.024*** (0.001)	0.025*** (0.001)		0.018*** (0.001)	0.019*** (0.001)
Secundaria		-0.021*** (0.002)	-0.020*** (0.002)		-0.021*** (0.002)	-0.021*** (0.002)		-0.018*** (0.002)	-0.016*** (0.002)
Desempleado		0.083*** (0.002)	0.084*** (0.002)		0.084*** (0.002)	0.084*** (0.002)		0.074*** (0.002)	0.075*** (0.002)
Inactivo		0.032*** (0.003)	0.032*** (0.002)		0.031*** (0.002)	0.031*** (0.002)		0.028*** (0.002)	0.028*** (0.002)
Trabajador independiente		0.067*** (0.017***)	0.067*** (0.018***)		0.069*** (0.007)	0.068*** (0.009*)		0.058*** (0.009***)	0.058*** (0.010***)
Pensionista		0.061*** (0.005)	0.063*** (0.001)		0.057*** (0.005)	0.059*** (0.005)		0.056*** (0.003)	0.057*** (0.003)
Joven		-0.046*** (0.002)	-0.046*** (0.002)		-0.051*** (0.002)	-0.051*** (0.002)		-0.045*** (0.001)	-0.045*** (0.001)
Adulto		-0.082*** (0.004)	-0.082*** (0.003)		-0.099*** (0.004)	-0.100*** (0.004)		-0.090*** (0.003)	-0.089*** (0.003)
Mayor									
Observaciones	621,782	621,782	621,782	621,782	621,782	621,782	621,782	621,782	621,782
Rsquare	0.0215	0.1885	0.1898	0.1473	0.2122	0.2115	0.2310	0.2790	.

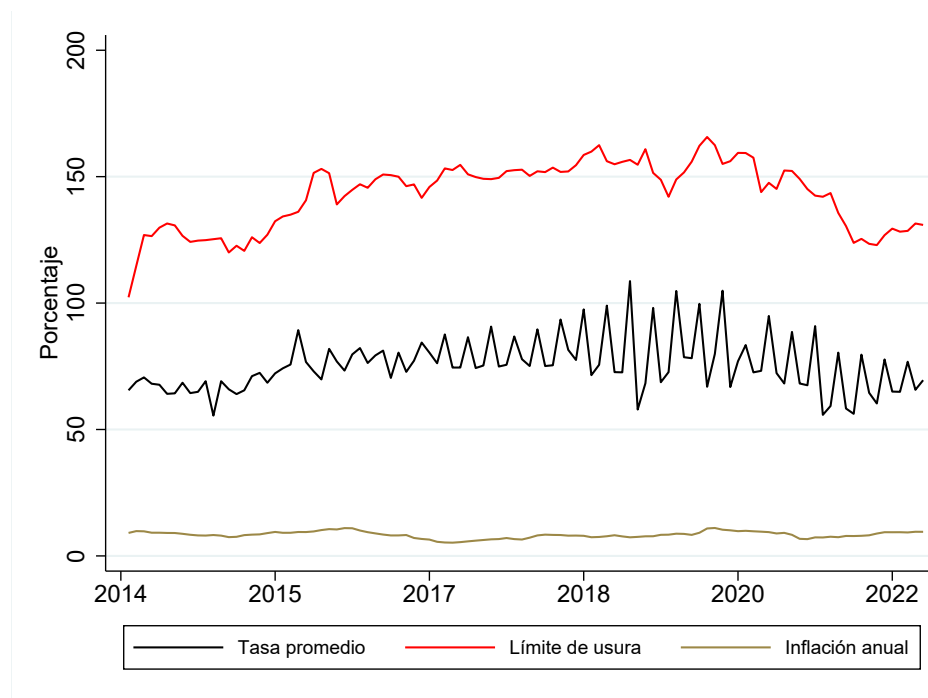
Notas: Esta tabla presenta los resultados de tres conjuntos de modelos. El primer conjunto excluye los tipos de interés, el segundo incorpora un polinomio de tercer grado de una variable sustitutiva de los tipos de interés, y el tercero introduce efectos fijos de empresa y de tiempo para controlar la heterogeneidad de los tipos de interés. Los conjuntos primero y segundo también incluyen una tendencia temporal al cuadrado y una constante. En las columnas 4 a 6, se presentan los errores estándar agrupados, con cada agrupación definida como la interacción del período con el tipo de prestamista, reflejando el nivel de agregación de la variable sustitutiva de la tasa de interés. Las cifras CV-Lasso representan efectos marginales y corresponden a la estimación de la especificación seleccionada utilizando toda la muestra. En la columna (9), CV-Lasso utiliza los residuos OLS del resultado y las covariables en los efectos fijos. La muestra está formada por individuos vulnerables. Las categorías omitidas son: estudios primarios incompletos, asalariados y adultos jóvenes. También se incluyen características de endeudamiento, pero no se recogen en la tabla. ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Figura 1: Proporción de deudores por tipo de institución



Notas: Esta figura muestra la proporción de deudores que obtienen préstamos sólo de bancos (panel a) y sólo de cooperativas de crédito (panel b), desglosados en grupos no vulnerables y vulnerables. El grupo vulnerable incluye a todas las personas elegibles para el programa AFAM o TUS.

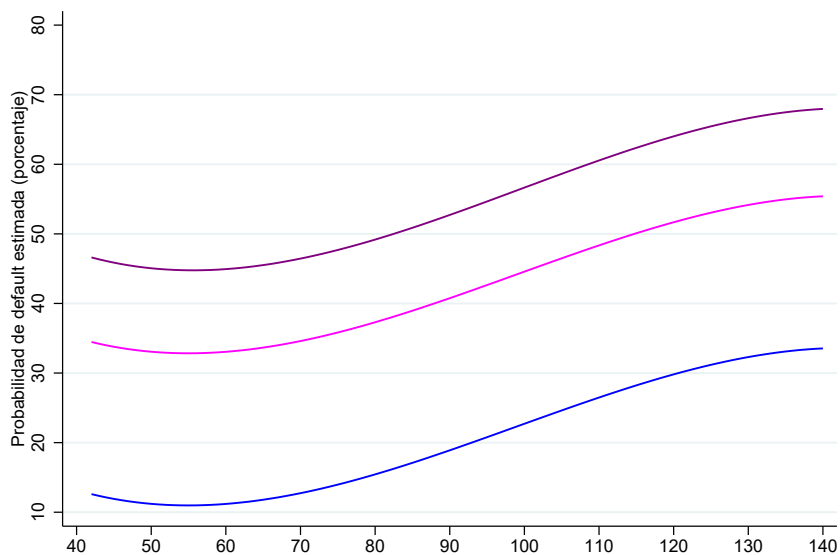
Figura 2: Tasas de interés



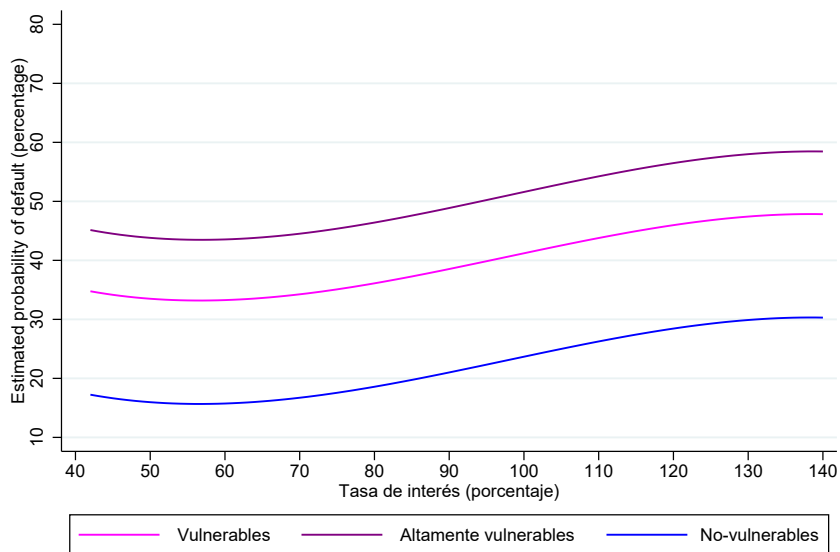
Notas: Esta figura muestra la tasa de interés medio, el límite de usura y la inflación anual de 2014 a 2022 comunicada por el Banco Central.

Figura 3: Probabilidad de default estimada según niveles tasas de interés

(a) OLS sin controles

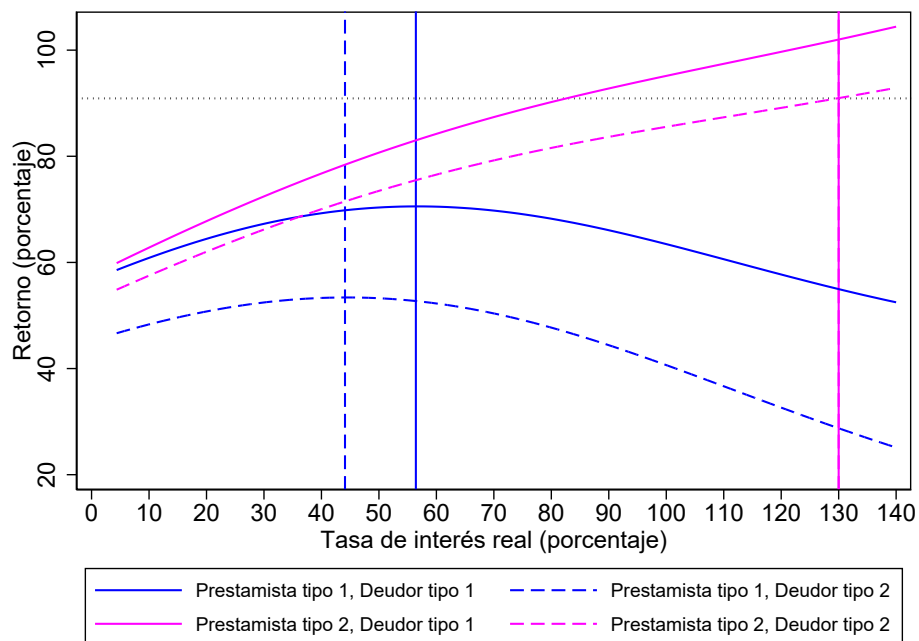


(b) OLS con controles



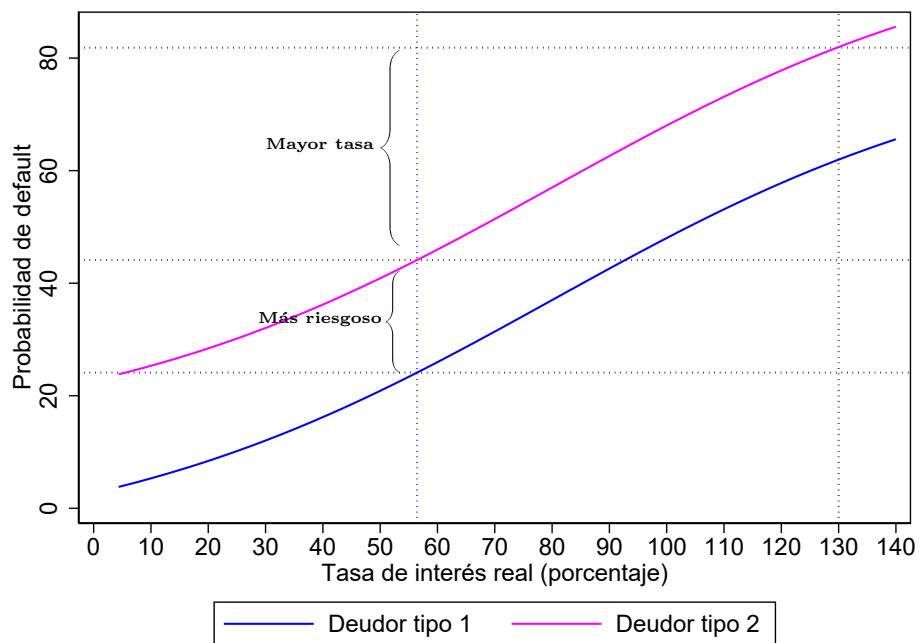
Notas: Esta tabla muestra la probabilidad estimada de impago para cada valor de la tasa de interés en la muestra, por tres grupos: no vulnerables, vulnerables (elegibles para la transferencia de efectivo AFAM) y altamente vulnerables (elegibles para la transferencia de efectivo TUS). La estimación utiliza un polinomio de tercer orden para la tasa de interés. El panel (a) muestra la estimación OLS sin controles. El panel (b) muestra la estimación de los OLS con controles. Para calcular la probabilidad estimada de impago, estos controles se fijan en su media.

Figura 4: Rentabilidad sobre la tasa libre de riesgo
(Parámetros ficticios)



Notas: Esta figura representa el exceso de rentabilidad de los Prestamistas 1 y 2 en función de la tasa de interés para cada deudor, utilizando datos ficticios. Las líneas verticales azules muestran el tipo óptimo para el Prestamista 1, la línea continua (discontinua) corresponde al deudor 1 (2). La línea vertical negra corresponde al límite de usura.

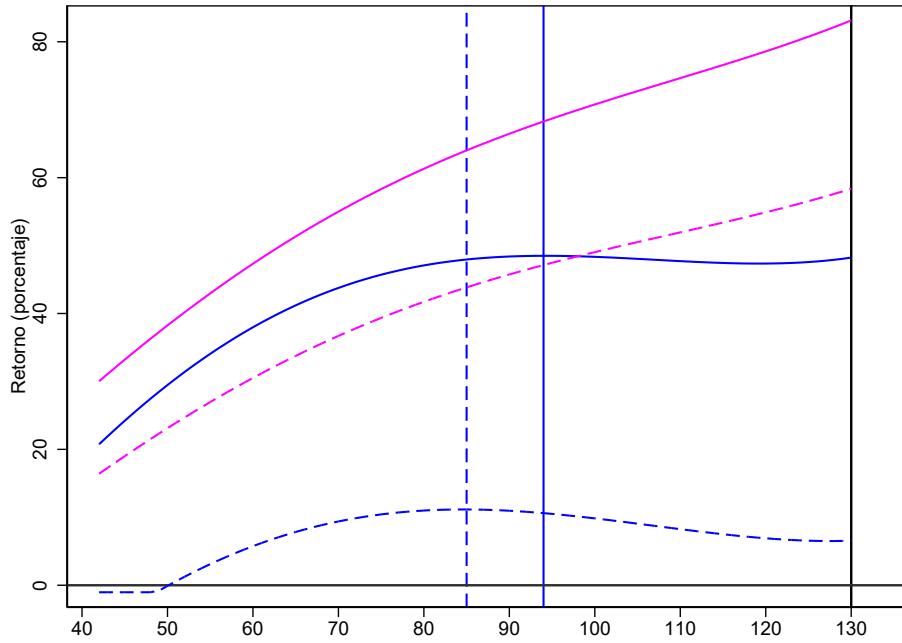
Figura 5: Probabilidad de default y la brecha de riesgo
(Parámetros ficticios)



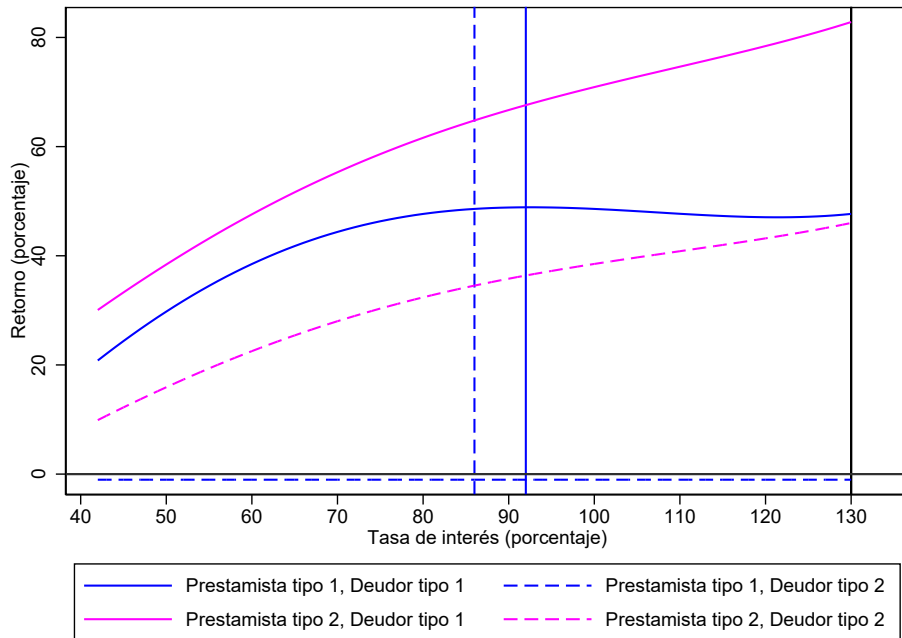
Notas: Esta figura representa la probabilidad hipotética de impago de cada deudor, utilizando datos ficticios. Las líneas verticales muestran el tipo óptimo para el prestamista 1 frente al deudor 1 (que se asemeja a los tipos de interés medios observados de los bancos de nuestra muestra (58) y al límite de usura (130)).

Figura 6: Rentabilidad sobre la tasa libre de riesgo
(Probabilidad de default estimada)

(a) Vulnerables (AFAM) y no-vulnerables



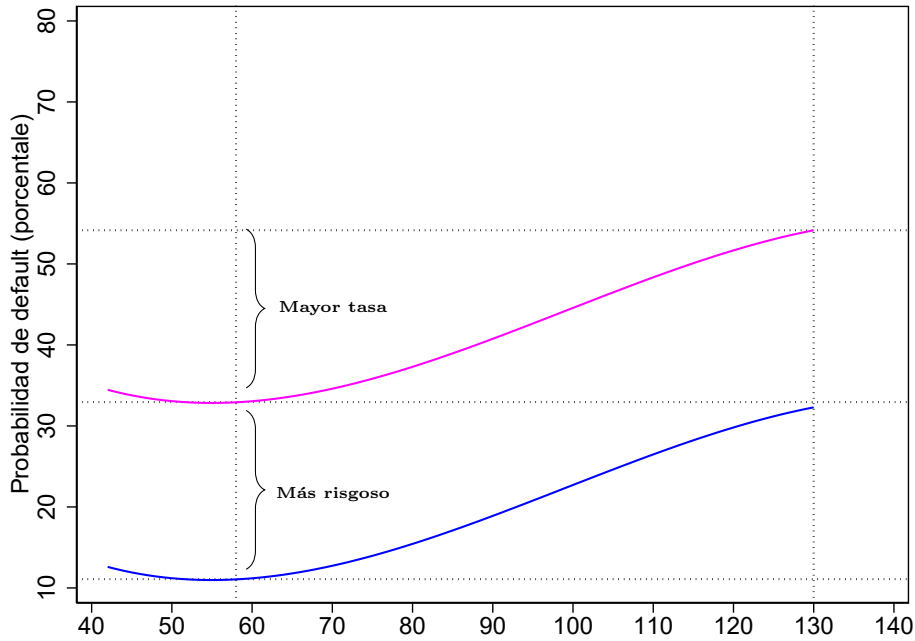
(b) Altamente-vulnerables (TUS) y no-vulnerables



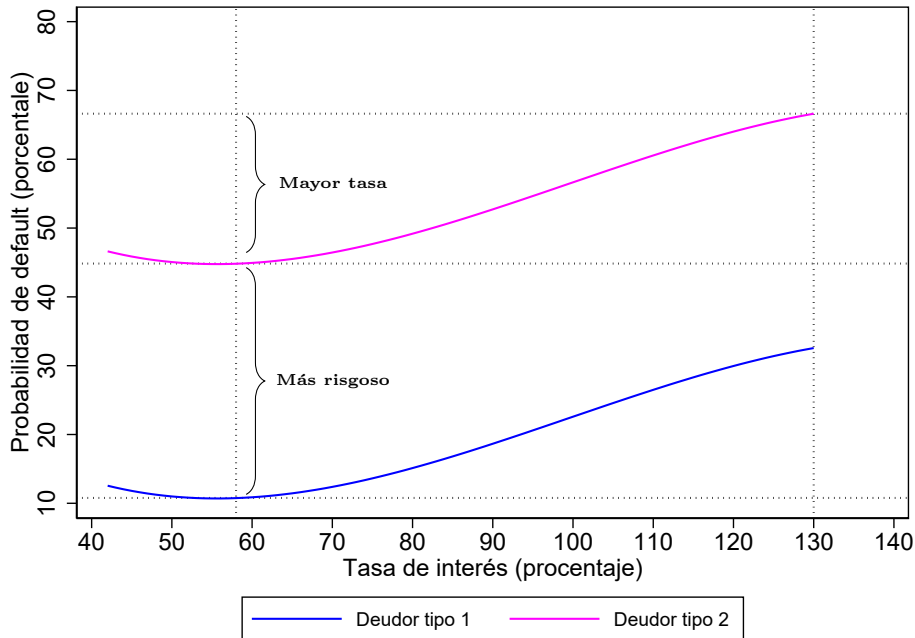
Notas: Estas figuras representan el exceso de rentabilidad de los Prestamistas 1 y 2 en función de la tasa de interés para cada deudor, utilizando parámetros estimados para la probabilidad de default. El deudor 1 es el grupo no vulnerable, y el deudor 2 es el grupo vulnerable/altamente vulnerable (AFAM/TUS). Utilizamos el modelo que incluye la tendencia temporal y su cuadrado, una variable ficticia para AFAM/TUS y un polinomio de tercer orden en la variable sustitutiva de la tasa de interés, sin otras covariables. Las líneas verticales azules muestran el tipo óptimo para el Prestamista 1, la línea continua (discontinua) corresponde al deudor 1 (2). La línea vertical negra corresponde al límite hipotético de usura.

Figura 7: Probabilidad de default y brecha de riesgo
(Parámetros estimados)

(a) Vulnerables (AFAM) y no-vulnerables



(b) Altamente-vulnerables (TUS) y no-vulnerables



Notas: Estas figuras representan la probabilidad de default en función de la tasa de interés para cada deudor, utilizando parámetros estimados para la probabilidad de default. El deudor 1 es el grupo no vulnerable, y el deudor 2 es el grupo vulnerable/altamente vulnerable (AFAM/TUS). Utilizamos el modelo que incluye la tendencia temporal y su cuadrado, una variable ficticia para TUS y un polinomio de tercer orden en la variable sustitutiva de la tasa de interés, sin otras covariables. Las líneas verticales discontinuas muestran los tipos máximos hipotéticos fijados por el regulador (130%) y la media de la variable sustitutiva de los tipos de interés de los bancos de nuestra muestra (58%).