



BCU

Factores determinantes de la probabilidad de no pago de deuda de los hogares uruguayos

María Victoria Landaberry

N° 011 - 2017

**Documento de trabajo
ISSN 1688-7565**

Factores determinantes de la probabilidad de no pago de deuda de los hogares uruguayos

María Victoria Landaberry^{a12}

a Banco Central del Uruguay (Inveco), 777 Diagonal J.P. Fabini 11100 Montevideo, Uruguay

Documento de trabajo del Banco Central del Uruguay

Autorizado por: Jorge Ponce

Resumen

En el presente documento se estiman modelos sobre la probabilidad de no pago de deudas de los hogares uruguayos en el segmento de crédito no hipotecario y de tarjetas de crédito, considerando las características sociodemográficas y financieras del hogar con base en los datos provenientes de la segunda edición de la Encuesta Financiera de Hogares y de la Encuesta Continua de Hogares. Las variables de ingreso del hogar, relación entre gastos e ingresos y edad del jefe del hogar son significativas para explicar la probabilidad de no pago en todos los segmentos, en tanto que la educación del jefe del hogar es relevante para el segmento de crédito no hipotecario. A su vez se evalúa el efecto de la obligatoriedad del pago de salarios a través de medios electrónicos introducido por la Ley de Inclusión Financiera sobre el no pago de deuda por parte de los hogares.

JEL: G19, G01, C5.

Palabras clave: Estabilidad financiera, Uruguay, encuesta financiera, endeudamiento.

Abstract

This paper estimates models on the default probability of households in Uruguay in the nonmortgage credit and credit card segment considering sociodemographic and financial characteristics using data obtained from the second edition of the Household Financial Survey and the Continuous Household Survey. Household income, the relation between income and expenditure, and the age of the household head are significant for explaining default probability in all the segments, while the education of the household head is only relevant for the nonmortgage credit segment. Furthermore, we analyze the impact on household debt default by the obligation to pay salaries through electronic media introduced by the Financial Inclusion Law.

JEL: G19, G01, C5

Key words: financial stability, Uruguay, financial survey, indebtedness

¹ Las opiniones vertidas en este documento son responsabilidad de sus autores y no representan ni comprometen la posición institucional del Banco Central del Uruguay.

² Correo electrónico: mlandaberry@bcu.gub.uy

1. Introducción

Determinar las características personales y financieras de los hogares que tienen una contribución estadísticamente significativa a la probabilidad de no pagar el crédito es relevante para la vigilancia de los riesgos de los créditos y su efecto sobre la estabilidad financiera. Este trabajo tiene como objetivo la estimación de modelos que explican la probabilidad de no pago de deudas de los hogares, considerando distintos segmentos de crédito con base en sus características demográficas y financieras. Para ello se utilizan datos del Uruguay provenientes de la segunda edición de la Encuesta Financiera de Hogares Uruguayos (EFHU2), realizada por el Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Sociales de la Universidad de la República en el año 2013, y la Encuesta Continua de Hogares (ECH), recabada por el Instituto Nacional de Estadísticas de Uruguay (INE) correspondiente al año 2012. A partir de esta información, se conforma una base de datos de 3,490 hogares representativos de la nación.

De acuerdo con los resultados obtenidos, los factores que determinan el impago de la deuda son distintos según el segmento de crédito que se analiza. Por ejemplo, la educación únicamente es significativa cuando se considera el segmento de crédito no hipotecario, y el ingreso deja de ser significativo cuando se considera el atraso en el pago de tarjetas de crédito. A su vez, las variables sociodemográficas relevantes son aquellas referidas a la persona que tiene más conocimientos sobre los temas financieros del hogar, la persona de referencia según la EFHU2, y no a la que realiza la mayor contribución en términos de ingreso.

Disponer de modelos sobre la probabilidad de no pago de deudas de los hogares uruguayos permite proyectar el comportamiento de los hogares, la vulnerabilidad de los mismos a las condiciones macroeconómicas y la evaluación de políticas que tengan efectos en este sentido. La Ley de Inclusión Financiera (núm. 19210), del 29 de abril de 2014, obliga al pago de salarios a través de medios electrónicos. Como aplicación de los modelos estimados, se realiza una proyección del efecto de esta medida sobre el no pago de deuda y, por lo tanto, sobre la morosidad del sistema. De acuerdo con los resultados,

cuando los hogares tienen acceso a cuentas bancarias, se incrementa la cantidad de estos con deuda no hipotecaria y de tarjetas de crédito. Así, mientras que, en el primer segmento, el conjunto de hogares que obtiene crédito no hipotecario es más riesgoso y la tasa de impago se incrementaría; en el segmento de tarjetas de crédito, la tasa de impago permanecería en los mismos rangos, dado que el grupo de hogares que logra el crédito supone el mismo riesgo promedio que el que tenía tarjetas de crédito antes de la reforma.

Este documento se organiza de la siguiente forma. En la sección 2 se presenta una revisión de la bibliografía sobre los factores determinantes de no pago de deuda de los hogares. En la sección 3 se realiza una breve descripción de los datos y las variables utilizadas en los modelos. En la sección 4 se describe la metodología que se utiliza para la estimación de los modelos de probabilidad de no pago de la deuda. En la sección 5 se presentan los resultados de los modelos estimados. En la sección 6 se evalúa, a partir de los modelos desarrollados en las secciones anteriores, el efecto de la obligatoriedad de los pagos de salarios a través de medios electrónicos, establecida en la Ley de Inclusión Financiera, sobre la tasa de incumplimiento del pago de la deuda de los hogares. Finalmente, en la sección 7 se presentan comentarios finales.

2. Revisión de la bibliografía

En la bibliografía sobre los factores determinantes de la probabilidad de no pago de deuda de los hogares, encontramos una serie de trabajos empíricos que estudian la relación entre las características sociodemográficas y financieras de los hogares y el no pago de su deuda, con base en datos provenientes de encuestas financieras de hogares. Dentro de estos trabajos, Costa (2010) estima la probabilidad de incumplimiento de la deuda de los hogares condicionado a que tengan deuda; para ello usa modelos logit y considera características sociodemográficas y económicas del hogar, así como el efecto de un choque negativo en su situación financiera. Costa utiliza datos de la encuesta financiera y de consumo de Portugal, y halla que la probabilidad de incumplimiento de la deuda es mayor en los hogares de menor ingreso y

riqueza, y mayor gasto. La probabilidad de incumplimiento aumenta también para aquellos hogares con niños y en los que la persona de referencia es desempleada o posee un grado de educación menor al terciario. Las recientes adversidades en la situación financiera de los hogares también muestran una correlación positiva y significativa con la probabilidad de no pagar la deuda. Para el caso de Uruguay, encontramos los mismos resultados en cuanto al ingreso y la relación entre ingreso y gasto.

Por su parte, Alfaro et al. (2010) (2010), con base en la Encuesta Financiera de Hogares de Chile, estiman modelos probit en busca de características personales y financieras que tengan un efecto sobre la probabilidad promedio de que un hogar incumpla en el pago de su deuda. Analizan en forma separada el incumplimiento en el pago de la deuda hipotecaria de la deuda comercial ya que, como la deuda hipotecaria es garantizada con la propiedad, es presumible que el comportamiento de los hogares sea diferente ante estos dos tipos de deuda. De acuerdo con los resultados, las variables de ingreso y acceso al sistema bancario resultan significativas para ambos tipos de deuda, mientras que el sexo del jefe del hogar y el estado civil resultan no significativos. Por otra parte, mientras que la educación, la cantidad de personas que contribuye a generar el ingreso del hogar, la edad y la carga financiera no resultan significativas para el crédito hipotecario, sí lo son para el crédito comercial. No encuentran evidencia de que la razón de valor de la garantía sobre el saldo de la deuda sea significativa para la deuda hipotecaria. En este trabajo no es posible realizar el análisis para el mercado hipotecario debido a que la cantidad de observaciones de incumplimiento en este segmento es reducida. Por otra parte, a diferencia de la estimación en Chile, el sexo del jefe del hogar y si este convive con su pareja son significativos y la carga financiera resulta también significativa para el segmento de tarjetas de crédito, pero no para el de crédito no hipotecario, aunque únicamente para los modelos de probabilidad condicional.

Sobre la estimación de la probabilidad incondicional, estos autores estiman en una primera etapa la probabilidad de que el hogar tenga una deuda, y en una segunda etapa, la probabilidad incondicional, agregando como variable dependiente del modelo la transformación logística de la probabilidad

de no pagar la deuda estimada en el primer modelo. Para el análisis de la probabilidad de no pago en Uruguay, se estiman modelos con corrección de sesgo de selección (heckprobit) propuestos por Vand de Ven y Van Praag (1981). El modelo de probabilidad incondicional se corrige por el hecho de que el no pago de la deuda de los hogares se observa únicamente para aquellos que tienen deuda. Baum (2006) propone esta metodología para el análisis de la probabilidad del no pago de una deuda, y considera una variable de selección binaria que adopta el valor de uno si el individuo tiene un crédito y cero en caso contrario. Valdés (2016) utiliza la misma metodología para analizar los factores que influyen en la tenencia y el uso efectivo de tarjetas de débito y crédito. Larranaga y Olivari (2005) se valen de una estimación heckprobit para analizar los factores determinantes de que un individuo tenga una deuda, considerando una variable de selección binaria que indica cuando el individuo tiene un título universitario.

Fuenzalida y Ruíz-Tagle (2009) adoptan otro enfoque para analizar la vulnerabilidad financiera de los hogares. Cuantifican los riesgos del endeudamiento de los hogares ante distintos escenarios de desempleo. Definen a la deuda en riesgo como la de aquellos hogares con una carga financiera a los ingresos sobre el 50 % y el 70 %, y un margen financiero negativo, esto es, cuando el gasto total supera a los ingresos del hogar en un 20 %. Identifican como principal fuente de fragilidad de los hogares la pérdida del ingreso, en particular del ingreso laboral. Por medio de modelos de duración de datos de panel, para distintos rangos de desempleo, los autores estiman y agregan la probabilidad de empleo individual, teniendo en cuenta las características socioeconómicas; entonces calculan el efecto sobre la deuda agregada en riesgo que presentan los hogares.

Iregui et al. (2016) estudian los factores determinantes de la probabilidad de que un hogar esté atrasado en el pago de al menos uno de sus créditos en Colombia, a partir de los datos obtenidos en la Encuesta Longitudinal Colombiana de la Universidad de los Andes. En el trabajo presentan estimaciones logit para la muestra de hogares que tienen créditos, al igual que para la muestra de hogares que tienen créditos y adicionalmente el jefe del hogar es empleado. De acuerdo con los resultados, si el jefe del hogar es hombre la

probabilidad de que el hogar esté atrasado en al menos uno de sus créditos aumenta para la zona urbana. Por otra parte, si el jefe del hogar convive con su pareja o el ingreso es más alto, esta probabilidad disminuye. Los autores encuentran que a mayor número de integrantes aumenta la probabilidad de que un hogar se atrase en el pago de su deuda. En las estimaciones realizadas para Uruguay, hallamos evidencia a favor de que un mayor número de integrantes aumenta la probabilidad de incumplimiento y que los hogares con jefe del hogar hombre tienen una mayor probabilidad de no pagar su deuda en el segmento de crédito no hipotecario, según el modelo de probabilidad condicional.

Uno de los principales antecedentes de la bibliografía para Uruguay es el trabajo de Mello y Ponce (2014), en el que estudian los factores determinantes del endeudamiento de los hogares utilizando los datos de la Encuesta Financiera de Hogares Uruguayos y la Encuesta Continua de Hogares del año 2012. Analizan la decisión de endeudamiento de los hogares a partir de estimaciones probit y logit, y concluyen que variables relacionadas con el acceso a los servicios financieros, y en particular aquellas que dan cuenta de una relación previa con el banco y con el uso de tarjetas de crédito y débito como medio de pago, tienen el mayor efecto sobre la decisión de endeudamiento de la familia. Otras variables relacionadas con la distribución del ingreso, la situación de empleo del jefe del hogar y contar con ahorros bancarios tienen una incidencia también significativa sobre la probabilidad de contraer una deuda. En el mismo documento, estudian las características de los hogares que explican mejor el endeudamiento y los factores determinantes de la carga financiera de los hogares.

Por último, Borraz y Gonzáles (2015) analizan el riesgo financiero en Uruguay simulando un choque negativo sobre el ingreso similar al de 2002, con los datos de la Encuesta Financiera de los Hogares Uruguayos. Encuentran que el riesgo es bajo, ya que, si bien un choque de estas características incrementa un 175 % el número de hogares con carga financiera mayor a 0.75, estos hogares representan el 10 % de la población.

3. Datos y variables

3.1. Datos

En este trabajo se utilizaron dos bases de datos. La Encuesta Continua de Hogares (ECH) recabada por el Instituto Nacional de Estadísticas del Uruguay (INE) correspondiente a los años 2001-2012 y la segunda edición de la Encuesta Financiera de los Hogares Uruguayos (EFHU2) realizada por el Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Sociales de la Universidad de la República relevada en el año 2014. La EFHU2 recaba información sobre la cartera de activos y pasivos de los hogares. Es la única encuesta que cuenta con información detallada sobre la situación financiera de los hogares e incluye datos sobre los activos reales y deudas relacionadas, deudas no hipotecarias, negocios que son propiedad del hogar, ingresos e historia laboral, activos financieros, medios de pago, seguros y planes de rentas personales, consumo y ahorro. Una descripción detallada de la encuesta se presenta en el documento Metodología de la Encuesta Financiera de los Hogares Uruguayos 2014 (EFHU2) y guía para el usuario (Decon, 2016).

Para el análisis de la probabilidad de no pago de deuda de los hogares, se utiliza la EFHU2, que dispone de información de un total de 3,490 hogares. Se considera por separado el crédito no hipotecario y el crédito a tarjetas. La deuda no hipotecaria incluye la que posee el hogar con bancos, casas financieras y comerciales, familiares, amigos, prestamistas y empresas automovilísticas, entre otros. En esta categoría se incluyen los créditos personales que el hogar contrajo para su negocio y se excluyen las deudas a tarjetas de crédito, al Estado y por la compra de inmuebles. El crédito a tarjetas comprende las emitidas por instituciones bancarias, cooperativas y empresas administradoras de crédito. No se considera el segmento del crédito hipotecario debido a la reducida cantidad de observaciones¹.

¹Un total de 11 observaciones de atraso en el pago del crédito hipotecario, lo que representa un 10% del total de hogares con este tipo de deudas

3.2. Variables

A continuación, se presentan las variables que se utilizan para la especificación de los modelos y su relación esperada, según la bibliografía, con la probabilidad de no pago de la deuda.

Variables dependientes

No pago de deuda no hipotecaria: un hogar se encuentra en una situación de incumplimiento en el pago de la deuda no hipotecaria si está pagando algún crédito no hipotecario y adicionalmente responde afirmativamente que no se encuentra al día con el pago de sus cuotas. Se considera deuda no hipotecaria a los créditos que tiene el hogar, excluyendo deudas a tarjetas de crédito, con el Estado y por compra, construcción o refacción de inmuebles. El crédito con tarjetas de crédito se considera por separado del crédito no hipotecario debido a que un 38 % de la población tiene tarjetas de crédito, pero no tiene deuda no hipotecaria. A su vez, es de destacar la relevancia en el mercado de operadoras de tarjetas no bancarias en el mercado uruguayo. Un 45 % de las tarjetas emitidas son de operadoras no bancarias (BCU, 2016).

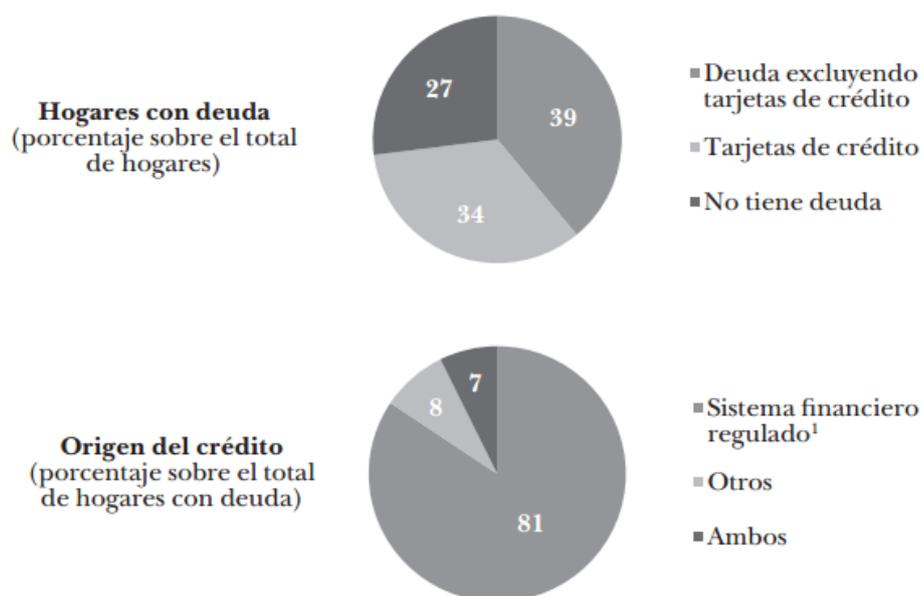
Consideramos dos situaciones de no pago para el segmento de las tarjetas de crédito:

- No pago de tarjetas de crédito en sentido amplio. El hogar se encuentra en una situación de no pago de tarjetas de crédito en sentido amplio si algún miembro del hogar se atrasó con el pago de alguna tarjeta de crédito en el último año.
- No pago de tarjetas de crédito en sentido estricto. El hogar se encuentra en una situación de no pago de tarjetas de crédito en sentido estricto si algún miembro del hogar se atrasó con el pago de alguna tarjeta de crédito en el último año y el atraso fue superior a tres meses.

La separación en estas categorías es posible a partir de la información de la EFHU2. Mientras que el no pago en sentido amplio es una situación de atraso transitorio en el pago, el no pago en sentido estricto responde a una situación de incumplimiento más permanente. Un 73 % de los hogares de la muestra tiene algún tipo de deuda. Cuando no se considera la deuda

por tarjetas de crédito, esta cifra se reduce a un 39% ². Un 81% de la deuda (excluyendo tarjetas de crédito) lo otorga instituciones reguladas por el banco central y un 8% de los hogares obtiene el crédito de instituciones no reguladas por el banco central, amigos, particulares o familiares (ver la Figura 1).

Figura 1: Deuda de los hogares uruguayos



¹ Sistema financiero regulado: bancos, casas financieras, cooperativas de ahorro y crédito.

Fuente: elaboración propia con base de datos de la EFHU.

De los hogares que tienen algún tipo de deuda, un 18% no se encuentra al día con el pago de sus cuotas. Si consideramos el no pago de tarjetas de crédito en sentido estricto, esta cifra se reduce a un 7%. De los hogares con deuda hipotecaria, un 4% no se encuentra al día con el pago de sus cuotas. En el segmento de crédito no hipotecario, el no pago de la cuota alcanza un 10%, y en el de tarjetas de crédito dicho impago comprende un 17% y un 3% en el sentido amplio y en el sentido estricto respectivamente.

²En el anexo se presenta la desagregación por segmento de crédito.

Variables independientes

Para la especificación de los modelos, se utilizarán como variables explicativas las características sociodemográficas y financieras de los hogares. Las características incorporadas en los modelos son aquellas que, según estudios previos, tienen una incidencia en la probabilidad de no pago de deuda por parte de los hogares³.

Las variables sociodemográficas se refieren al jefe del hogar. Se utilizan dos definiciones de jefe del hogar que se prueban alternativamente. En primer lugar, se considera como jefe del hogar a la persona que mejor conoce la economía de todos los miembros del hogar. Esto es, quien se encarga de los asuntos financieros y conoce los gastos, ingresos, activos e inversiones; es la persona de referencia según la EFHU2. En segundo lugar, se considera como jefe del hogar a quien tiene una mayor contribución en el ingreso del hogar. En este caso, las características sociodemográficas se obtienen de la ECH. Para las variables financieras, como el ingreso, se agrega la información de todos los integrantes del hogar.

Variables sociodemográficas

Dentro de las variables sociodemográficas se incluyeron el sexo, si el jefe del hogar convive con su pareja, la edad, el grado educativo, si es un empleado formal, si es jubilado, la proporción de trabajadores en el total de integrantes del hogar, la cantidad de integrantes del hogar y si en el hogar hay hijos.

sexo: Se incorpora mediante una variable binaria que toma el valor de uno si el jefe del hogar es hombre y cero si es mujer. La relación entre el sexo y el cumplimiento en el pago de la deuda no es concluyente en la bibliografía. D Espallier et al. (2009) identifican tres causas que explican que las mujeres tengan una menor probabilidad de incumplir en el pago de su deuda. En primer lugar, las mujeres son más conservadoras o cautas en sus estrategias de inversión, lo que se traduce en un mayor cumplimiento en el pago de la deuda. En segundo lugar, las mujeres tienen menos acceso a canales alternativos

³No se incorporan características vinculadas a los préstamos, ya que de los hogares de la muestra un 20% tiene más de un crédito con características diferentes en términos de plazo, tasa de interés, moneda de denominación, entre otras.

de crédito y, por lo tanto, más incentivos que cumplir para mantener de esta forma el acceso al financiamiento. Por último, las mujeres responden mejor a las acciones de cobranza de las instituciones. La menor movilidad geográfica y laboral de las mujeres también facilita la gestión del cobro de la institución. Los resultados empíricos no son concluyentes. Marrez y Schmit (2009) y Ormazabal (2014) encuentran evidencia a favor de que las mujeres tienen una menor probabilidad de no pago de la deuda. Alfaro et al. (2010), por su parte, no hallan que el sexo sea estadísticamente significativo como factor determinante de la probabilidad de incumplimiento para el crédito al consumo y el crédito hipotecario.

convivencia: Se incorpora una variable binaria que es igual a uno si el jefe del hogar convive con su pareja y cero en caso contrario. De acuerdo con la bibliografía, si el estado civil del jefe del hogar es casado o convive con su pareja se reduce la probabilidad de incumplir la deuda. La causa detrás de este efecto es que estos hogares son menos sensibles a los choques en el ingreso, pues es factible que tengan dos ingresos. Alfaro et al. (2010) no encuentran evidencia a favor de esta relación. Ozdemir y Boran (2004) hallan una relación estadísticamente significativa y negativa entre el no pago de la deuda y que el deudor esté casado.

edad: Edad (en años) del jefe del hogar ⁴. La edad es una variable demográfica que suele incluirse como factor determinante del no pago de la deuda. La bibliografía indica que es posible que la probabilidad de no pago de deuda sea mayor cuando el jefe del hogar es más joven, y menor a medida que la edad aumenta. Durante su juventud los individuos realizan más inversiones, también tienen mayores gastos y menores ingresos (Alfaro et al., 2010). Para analizar el efecto de la edad en la probabilidad de incumplimiento de deudas, se agrega una variable que representa la edad del jefe del hogar.

nivel educativo: Se utiliza una variable binaria que es igual a uno si el individuo tiene formación universitaria completa o superior y cero en otro

⁴ La relación entre la probabilidad de no pago y la edad es lineal. Se estiman modelos que incorporan la edad al cuadrado, pero la relación no es estadísticamente significativa, por ello se presenta únicamente este factor. Por otra parte, la relación entre el endeudamiento y la edad es cuadrática.

caso ⁵. De acuerdo con la bibliografía, el grado educativo del referente del hogar tiene un efecto significativo y negativo sobre la probabilidad de no pago de la deuda, ya que personas más educadas presentan mayor habilidad para la toma de decisiones sobre su situación financiera. Por otra parte, la educación está correlacionada positivamente con el ingreso, el cual reduce la probabilidad de no pago de la deuda. Costa (2010) encuentra evidencia a favor de esta relación. Alfaro et al. (2010) hallan que la educación es significativa únicamente como factor determinante del no pago de la deuda hipotecaria, pero no es significativa para la deuda no hipotecaria.

proporción de integrantes del hogar empleados: Se utiliza como variable explicativa la proporción de integrantes del hogar que son empleados. Cuanto mayor es la proporción de integrantes del hogar que trabajan, menos sensible es el hogar a choques en el ingreso; por lo tanto, debería ser menor la probabilidad de no pago de la deuda. Alfaro et al. (2010) encuentran una relación significativa entre la proporción de integrantes del hogar que trabajan y la probabilidad de no pagar la deuda, pero de signo contrario. Explican esta relación a partir de la seguridad del empleo y las motivaciones subyacentes a que más miembros del hogar trabajen. Por un lado, los hogares pertenecientes a los quintiles de ingresos más bajos son aquellos que tienen menor educación, por lo tanto, obtienen trabajos menos calificados y son más vulnerables ante los cambios de las condiciones macroeconómicas. Las personas pertenecientes a quintiles más altos de ingreso suelen poseer mayor educación y tienen acceso a trabajos mejor calificados y más estables, según los resultados de Fuenzalida y Ruíz-Tagle (2009). Los hogares de menores ingresos y con fuentes laborales más vulnerables pueden tener mayores incentivos para que más integrantes del hogar trabajen que en los hogares más ricos. A su vez, que trabaje más cantidad de integrantes del hogar implica que el ingreso del hogar aumente. Esto es cierto si los ingresos que perciben los hogares que tienen más integrantes trabajando en forma agregada son menores a los

⁵No se dispone de información sobre años de educación como variable continua, ya que la contenida en la EFHU2 es una variable ordinal paradistintos grados educativos. Se prueban distintos grados educativos y se informa uno universitario o superior por ser el estadísticamente significativo.

ingresos generados por hogares con menos integrantes empleados.

integrantes del hogar: Cantidad de integrantes del hogar. Es una variable que se utiliza para caracterizar la estructura del hogar. En la bibliografía suele encontrarse una relación positiva y significativa entre la cantidad de integrantes del hogar y el no pago de la deuda.

hijos: Variable binaria que adopta el valor de uno si en el hogar viven hijos del jefe del hogar y cero en caso contrario. Costa (2010) encuentra evidencia de que los hogares con hijos tienen una mayor probabilidad de no pagar la deuda respecto a aquellos hogares integrados por adultos. En el trabajo que realizamos para Uruguay, consideramos exclusivamente si viven allí los hijos del jefe del hogar, sin considerar la edad de los mismos.

empleado formal: Variable binaria que adopta el valor de uno si el jefe del hogar es empleado y realiza aportes jubilatorios. La formalidad en los pagos de deudas se asocia con una situación laboral más estable. Es de esperar que ser un empleado formal reduzca la probabilidad de no pago de la deuda.

jubilado: Variable binaria que adopta el valor de uno si el jefe del hogar es jubilado o recibe una pensión. Al igual que los empleados formales, con quienes se reduce la probabilidad de no pago de deuda al disponer de un ingreso mensual estable, es de esperar que ser jubilado o pensionista también disminuya la probabilidad de no pago de la deuda. Se omite un grupo compuesto por los hogares cuyo jefe está desocupado o en un empleo informal.

Variables financieras del hogar

Las variables financieras del hogar comprenden el ingreso, la carga financiera, la relación entre los gastos y los ingresos y el tipo de institución o individuo que otorga el crédito.

ingreso: Para analizar el efecto del ingreso sobre la probabilidad de no pago, se agrega como variable independiente el logaritmo del ingreso mensual del hogar a partir de la ECH. El ingreso aparece en la mayoría de los trabajos empíricos como significativo y negativamente relacionado con la probabilidad de no pago de la deuda de los hogares (Alfaro et al., 2010; Costa, 2010; Ormazabal, 2014).

carga financiera: Se incorpora una variable binaria que adopta el valor de uno si el ingreso que el hogar declara gastar en las cuotas de los préstamos es mayor al 75 % de sus ingresos y de cero en caso contrario. De acuerdo con (Alfaro et al., 2010), los deudores evitarán el impago de su deuda mientras el ingreso sea suficiente para cubrir la cuota de la misma. Se prueban distintos umbrales de carga financiera declarada por el hogar y finalmente se selecciona el umbral de 75 %, por ser estadísticamente significativo. Este umbral también lo utilizan (Fuenzalida y Ruíz-Tagle, 2009) que definen una carga financiera de los hogares mayor al 75 % de su ingreso como alta. Es de esperar que hogares con una carga financiera alta tengan mayor probabilidad de no pagar su deuda.

relación entre el gasto y el ingreso de los hogares: Variable binaria que adopta el valor de uno si los gastos del hogar son mayores que sus ingresos y de cero en caso contrario. Un hogar puede encontrar dificultades para el pago de su deuda porque los gastos en los que incurre son mayores que sus ingresos. Es de esperar que este tipo de hogares aumente su probabilidad de no pagar su deuda.

cantidad de tarjetas de crédito: Cantidad de tarjetas de crédito que tiene el hogar. Se utiliza para el segmento de crédito por medio de tarjetas. Se considera la totalidad de tarjetas de crédito que tiene el hogar. Si existe una relación entre la cantidad de tarjetas de crédito y la probabilidad de no pago, esta debería ser positiva. Más cantidad de tarjetas implica mayor deuda o deuda contingente para el hogar.

sector regulado: Variable binaria que es igual a uno si al menos uno de los créditos lo concede alguna institución regulada por el Banco Central y de cero en caso contrario. Esta variable se incorpora en el modelo estimado para cada segmento de crédito para determinar si la probabilidad de no pago de la deuda aumenta o disminuye dependiendo de si los créditos los otorga el sistema financiero regulado por el Banco Central u otra fuente crediticia.

sector bancario: Variable binaria que es igual a uno si la totalidad de los créditos los otorga el sector bancario y de cero en caso contrario.

Esta variable se incorpora en el modelo estimado para el sector regulado,

Figura 2: Estadísticas descriptivas

<i>Variable</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Min.</i>	<i>Máx.</i>
Deuda no hipotecaria	3,490	0.341	0.474	0	1
No pago de deuda no hipotecaria	1,191	0.102	0.303	0	1
Tarjeta de crédito	3,490	0.615	0.487	0	1
No pago de tarjetas de crédito	2,146	0.169	0.375	0	1
No pago de tarjetas (sentido estricto)	2,146	0.025	0.157	0	1
Hombre	3,490	0.360	0.480	0	1
Convive con pareja	3,490	0.573	0.495	0	1
Edad	3,489	51.578	16.470	17	100
Universitario	3,490	0.210	0.407	0	1
Log (ingreso)	3,489	10.408	0.743	7.31	13.64
Proporción de trabajadores	3,490	0.566	0.339	0	1
Integrantes	3,490	3.003	1.663	1	15
Hijos en el hogar	3,490	0.551	0.497	0	1
Gastos mayores que ingresos	3,483	0.148	0.355	0	1
Carga financiera alta	3,442	0.035	0.185	0	1
Empleado formal	3,490	0.458	0.498	0	1
Jubilado	3,490	0.229	0.420	0	1
Desocupado o empleado informal	3,490	0.313	0.464	0	1
Sector regulado	3,490	0.301	0.459	0	1
Sector bancario	1,051	0.532	0.499	0	1
Cantidad de tarjetas de crédito	3,490	1.405	1.713	0	20

para determinar si existen diferencias entre el sector bancario y otras instituciones financieras reguladas por el banco central. En la Figura 2 se presentan las estadísticas descriptivas de las variables utilizadas en las estimaciones.

4. Metodología

Se proponen dos modelos para explicar el no pago de la deuda por parte de los hogares, uno de ellos condicional a tener deuda y el segundo incondicional a tener deuda. Mientras que el modelo condicional explica los factores determinantes del no pago para aquellos hogares que tienen deuda, el modelo incondicional permite obtener los factores determinantes del no pago para todos los hogares de la muestra cuando se considera que podría existir sesgo de selección. En este caso, el sesgo de selección puede estar determinado porque la elección de contraer una deuda y no pagarla no es independiente. Esto se verifica para el segmento de crédito no hipotecario y para el modelo de no pago de las tarjetas de crédito en sentido amplio.

En todas las estimaciones, se utilizan ponderadores por hogar para que los resultados tengan representatividad nacional. Estos ponderadores se encuentran en la base de datos de la EFHU2.

4.1. Estimación Condicional

Se estima un modelo probit para los segmentos de deuda de tarjeta de crédito y deuda no hipotecaria. El objetivo es determinar las características financieras y demográficas que resultan significativas para cada uno de los segmentos y, adicionalmente, analizar si existen diferencias en las variables que explican el no pago entre los segmentos de crédito. Para cada uno de los segmentos se especifican dos modelos. El primer modelo se refiere a la totalidad de hogares que tienen al menos un crédito en ese segmento y se agrega como variable independiente el sector regulado, con el objetivo de determinar si la probabilidad de no pago de la deuda es diferente según el tipo de institución o fuente crediticia. En el segundo, se consideran exclusivamente aquellos hogares que tienen al menos uno de sus créditos en el sistema financiero regulado.

$$\text{Modelo } Pr(y_i | x_i = 1) = F(Z_i\beta),$$

donde, y_i es una variable binaria que toma el valor de uno si el hogar i no se encuentra al día con el pago de su deuda y de cero en caso contrario⁶; x_i es una variable binaria que es igual a uno si el hogar i tiene una deuda en el segmento de crédito que se analiza; Z_i es un vector de variables sociodemográficas y financieras independientes que incluye la variable de sector regulado. Para los modelos del segmento de tarjetas de crédito, se agrega como variable explicativa la cantidad de tarjetas de crédito. F es la función de distribución acumulada estándar.

4.2. Estimación Incondicional

Para estimar la probabilidad de no pago por segmento de crédito incondicional se utiliza la información de todos los hogares de la muestra y se estima un modelo heckprobit. La relevancia de esta estimación es que puede existir un sesgo de selección sobre los parámetros estimados en los modelos condicionados a los hogares que tienen deuda, si la decisión de contraer una deuda y no cumplir con el pago de la misma están relacionados. En este caso, decimos que hay sesgo de selección y la estimación utilizada para determinar los efectos de las variables del modelo debe ser la incondicional; de lo contrario, las estimaciones son sesgadas. Debido a ello, se estiman tres modelos: uno para el segmento de crédito no hipotecario, otro para el no pago de tarjetas de crédito en sentido estricto y un modelo más para el no pago de tarjetas de crédito en sentido amplio. Para estimar la probabilidad incondicional, definimos una variable y_{1i} , binaria, que toma el valor de uno si el hogar tiene atrasos en el pago de su deuda y de cero en caso contrario. A su vez, definimos y_{2i} como una variable binaria que toma el valor uno si el hogar tiene deuda en el segmento de crédito que se está analizando y cero si no tiene deuda en dicho segmento.

⁶Para el segmento de crédito de tarjetas, se consideran a su vez dos definiciones de no cumplimiento y se estiman dos modelos. El primero se define como no pago por parte del hogar en el sentido amplio, cuando algún miembro del hogar se atrasó con el pago de alguna tarjeta de crédito en el último año. En el segundo, un hogar se encuentra en una situación de no pago en sentido estricto, si el atraso fue superior a los tres meses

$$\begin{cases} 1 & \text{si } y_{1i}^* > 0 & \text{y } y_{2i}^* = 1 \\ 0 & \text{si } y_{1i}^* \leq 0 & \text{y } y_{2i}^* = 1 \\ \text{no hay observaciones} & \text{si } y_{2i}^* = 0 \end{cases}$$

La variable y^{1i} es latente respecto a la decisión del pago de la deuda por parte del hogar. En este modelo existe selección y observamos y_{1i} si $y_{2i} = 1$. La ecuación de selección se define como:

$$\begin{cases} 1 & \text{si } y_{2i}^* > 0 \\ 0 & \text{si } y_{2i}^* \leq 0 \end{cases}$$

donde y_{2i}^* es una variable latente sobre la decisión de contraer deuda o tener una tarjeta de crédito para el segmento de tarjetas de crédito. Siguiendo a Mello y Ponce (2014), la decisión de contraer deuda es teóricamente derivada de la maximización de alguna función de utilidad que depende del crédito. El hogar contrae la deuda si la utilidad derivada del consumo que obtiene financiado con crédito es mayor que el costo del financiamiento. Las ecuaciones para las variables latentes en este modelo son:

$$\begin{aligned} y_{1i}^* &= x_i\beta + \nu_{1i} \\ y_{2i}^* &= z_i\beta + \nu_{2i} \end{aligned}$$

Se supone que el vector (ν_{1i}, ν_{2i}) se distribuye como una normal bivariada con media $(0, 0)$, varianza $(1, 1)$ y correlación ρ . La ecuación de selección determina la probabilidad de que un hogar contraiga deuda no hipotecaria o de tarjetas de crédito y se estima con base en algunas de las variables sugeridas en el modelo presentado por Mello y Ponce (2014). Para una correcta identificación del modelo, debe haber al menos una variable en la ecuación de selección que no esté presente en la ecuación original. En los modelos mostrados esta variable es binaria y adopta el valor de uno si el hogar tiene una cuenta bancaria y de cero en otro caso. La variable de exclusión, la tenencia de cuenta bancaria, es de acceso al sistema financiero y está correlacionada en forma positiva y significativa con la tenencia de deuda por parte de un hogar (Mello y Ponce, 2014). Por otra parte, no hay una relación entre tener una cuenta bancaria y la decisión del hogar de pagar su deuda.

Ecuación de selección $Pr(y_{2i} = F(c_i\beta))$

donde $F()$ es la función de distribución acumulada estándar; y_{2i} es una variable binaria que es igual a uno si el hogar i tiene una deuda en el segmento i y de cero en caso contrario; y C_i es un vector de regresores que incluye un conjunto de variables binarias que indican si el hogar tiene cuenta bancaria, si hay hijos en el hogar, si el jefe del hogar tiene educación universitaria o superior, si este es empleado formal o jubilado. A su vez, se agregan como regresores la edad, la edad al cuadrado y la cantidad de integrantes y el logaritmo del ingreso del hogar.

Se prueba con todas las variables independientes utilizadas para el modelo de probabilidad de no pago de la deuda y se dejan únicamente en la ecuación de selección aquellas que resultan significativas para explicar la probabilidad de que un hogar tenga deuda no hipotecaria o de tarjeta de crédito a partir de un mecanismo de selección backward⁷ que elimina a los regresores con un valor p mayor a 0.1. Adicionalmente, se agrega una variable binaria que identifica aquellos hogares que tienen cuenta bancaria.

Como el interés es evaluar los efectos de la probabilidad de no pago sobre el crédito otorgado por el sistema financiero regulado en el segmento de crédito no hipotecario, se consideran exclusivamente los hogares que tienen deuda otorgada por instituciones reguladas. Debido a que el supuesto de normalidad es fuerte y que los efectos de los parámetros en la decisión de contraer deuda pueden no ser lineales en la decisión de no pagar la misma, Alfaro et al. (2010) proponen un método alternativo. Definen el efecto de la primera etapa (decisión de contraer una deuda) en la segunda etapa (decisión de no pagar la deuda) del hogar i , como la transformación logística de la probabilidad de que el individuo contraiga una deuda $G_i = g(PX_i)$, donde g es la transformación logística y PX_i es la probabilidad de que $y_{2i} = 1$. Adicionalmente, se ajustan los errores estándar por medio de un procedimiento de remuestreo con 2000 simulaciones. Se realiza la misma estimación que la propuesta por Alfaro et al. (2010) para comparar los resultados con

⁷El método de selección de variables backward estima el modelo con todos los regresores de interés y luego elimina aquellas variables menos significativas, comenzando por la que tiene un valor p más elevado.

la estimación heckprobit. Los resultados que se presentan en el anexo.

5. Resultados

5.1. Modelo condicional de la probabilidad de no pago para el segmento de crédito no hipotecario

Se estiman dos modelos de probabilidad condicional. El primer modelo considera la totalidad del crédito no hipotecario y se agrega como control la variable de sector regulado. Luego se estima un segundo modelo, donde se consideran exclusivamente los hogares que tienen al menos un crédito otorgado por una institución financiera regulada y se estima la probabilidad de no pago de la deuda del crédito no hipotecario. En esta segunda especificación, se agrega como control la variable de sector bancario. Los resultados se presentan en la Figura 3.

Dentro de las variables sociodemográficas que resultan significativas en el modelo de probabilidad condicional se encuentran la edad, el sexo y el tipo de ocupación del jefe del hogar, si este convive con su pareja y la cantidad de integrantes. La probabilidad de no pago del crédito hipotecario es menor para aquellos hogares en los que el jefe del hogar convive con su pareja y para los jefes de hogares con mayor edad. Por otra parte, si el jefe del hogar es hombre o el hogar se compone por más integrantes, la probabilidad de no pagar su deuda es mayor. Si el jefe del hogar es un trabajador formal o jubilado, la probabilidad de no pago es menor que aquellos hogares donde el jefe no trabaja o es un empleado informal.

Dentro de las variables financieras, el ingreso y la relación entre los gastos e ingresos corrientes resultan significativos. En aquellos hogares donde los gastos corrientes son mayores a sus ingresos, aumenta la probabilidad de no pagar la deuda. A mayor ingreso del hogar, menor es la probabilidad de que no pague su deuda. Si el hogar tiene al menos un crédito en el sector regulado, la probabilidad de que no se pague la deuda también aumenta. Este último resultado obedece al hecho de que en el sector regulado se encuentran, además de los bancos, las casas financieras y las cooperativas de ahorro y crédito, que

presentan una tasa de no pago superior a las instituciones bancarias.

Lo anterior se verifica en el modelo estimado para el no pago del crédito no hipotecario del sector regulado, al que se agrega una variable binaria que toma el valor de uno si la totalidad de los créditos del hogar son del sector bancario y de cero en caso contrario. La variable resulta significativa y con signo negativo, por lo que, si el crédito lo otorga el sistema bancario, la probabilidad de no pago es menor que si lo concede otro tipo de institución regulada. La probabilidad media estimada de no pago en el segmento de crédito no hipotecario condicional es del 9.5 % y la probabilidad media estimada de no pago para los créditos que otorga el sistema bancario es del 3.4 %.

Cuando se considera como jefe del hogar al integrante que genera la mayor parte del ingreso del hogar, las variables como convivir con la pareja, las vinculadas con su situación laboral y el sexo dejan de ser significativas. Este resultado aporta evidencia a favor de que las características sociodemográficas relevantes se refieren a quien efectivamente toma las decisiones financieras del hogar y no a quien genera la mayor parte del ingreso. Los resultados de los modelos estimados para esta definición de jefe del hogar se presentan en el anexo.

Figura 3

MODELOS CONDICIONALES A TENER DEUDA NO HIPOTECARIA				
Variable dependiente	No pago del crédito		No pago del crédito del sector regulado	
	(a)	(b)	(a)	(b)
Hombre	0.363 ^b (0.146)	0.373 ^a (0.142)	0.323 ^b (0.154)	0.326 ^b (0.150)
Convive con pareja	-0.259 ^b (0.133)	-0.269 ^b (0.133)	-0.170 (0.139)	
Edad	-0.024 ^a (0.005)	-0.023 ^a (0.005)	-0.021 (0.006)	-0.021 ^a (0.005)
Universitario	-0.282 (0.223)		-0.297 (0.246)	
Log(ingreso)	-0.2134 ^b (0.108)	-0.202 ^b (0.093)	-0.180 (0.116)	-0.183 ^b (0.098)
Proporción de trabajadores	0.255 (0.270)		0.132 (0.287)	
Integrantes	0.096 ^b (0.047)	0.070 ^b (0.039)	0.075 (0.051)	
Hijos	-0.069 (0.168)		-0.153 (0.183)	

Gastos mayores que ingresos	0.539 ^a (0.132)	0.563 ^a (0.131)	0.509 ^a (0.140)	0.536 ^a (0.141)
Carga financiera mayor que 75%	0.195 (0.201)			
Empleado formal	-0.552 ^a (0.146)	-0.577 ^a (0.147)	-0.506 ^a (0.150)	-0.549 ^a (0.151)
Jubilado	-0.524 ^b (0.225)	-0.576 ^b (0.237)	-0.527 ^b (0.245)	-0.548 ^b (0.256)
Sector regulado	0.640 ^a (0.223)	0.663 ^a (0.222)		
Sector bancario			-0.649 ^a (0.154)	-0.678 ^a (0.152)
Constante	1.193 (1.009)	1.194 (0.998)	1.734 (1.103)	1.896 ^a (1.047)
Observaciones	1,125	1,125	1,006	1,006
Pseudo R ²	0.1836	0.1762	0.1727	0.1992
Log. pseudo-verosimilitud	-96,784.21	-97,657.14	-91,883.32	-88,944.70

Notas: errores estándar entre paréntesis. ^a $p < 0.01$, ^b $p < 0.05$, ^c $p < 0.10$. (a) indica el modelo con todas las variables de interés y (b), al modelo con selección *backward* de las variables independientes para un valor p menor a 0.10.

5.2. Modelo condicional de la probabilidad de no pago para el segmento de tarjetas de crédito

En el segmento de tarjetas de crédito, se estiman modelos de probabilidad de no pago de la deuda de los hogares para dos tipos de incumplimiento. En el primer modelo, la variable dependiente es binaria, toma el valor de uno si el hogar declara que algún miembro se atrasó con el pago de alguna tarjeta de crédito en el último año.

En el segundo modelo, un hogar se encuentra en una situación de no pago en sentido estricto, si el atraso en el pago de la tarjeta de crédito fue superior a los tres meses. Se agrega como variable independiente el número de tarjetas de crédito que tiene el hogar. Los resultados se presentan en las Figura 4.

Encontramos una relación negativa y estadísticamente significativa entre la edad del jefe del hogar y la probabilidad de atrasarse con el pago de alguna tarjeta de crédito. El sexo, el grado universitario del jefe del hogar o si convive con su pareja no son significativos para este segmento de crédito. A mayor ingreso del hogar también es menor la probabilidad de que se atrase en el pago de alguna tarjeta de crédito. Los hogares con más integrantes tienen mayor probabilidad de atrasarse con el pago de las tarjetas. Los hogares con gastos mayores que sus ingresos o con una carga financiera mayor al 75 % del ingreso aumentan la probabilidad de atrasarse en el pago de la tarjeta. La cantidad de tarjetas de crédito que posee el hogar resulta significativa y se encuentra correlacionada positivamente con la probabilidad de atrasarse en el pago de al menos una de ellas. Cuando consideramos la probabilidad de que el atraso en el pago de la tarjeta de crédito sea mayor a tres meses, la edad del jefe del hogar es estadísticamente significativa. A mayor edad del jefe del hogar menor es la probabilidad de que no pague la tarjeta de crédito en un plazo mayor a tres meses. A mayor ingreso del hogar la probabilidad de no pagar al menos una tarjeta de crédito es menor. La cantidad de integrantes, la cantidad de tarjetas de crédito y la carga financiera no son variables significativas para explicar el atraso mayor a los tres meses. Nuevamente, la relación de gastos corrientes e ingresos es significativa. Aquellos hogares con ingresos mayores a sus gastos corrientes tienen una probabilidad más alta de no pagar su tarjeta

de crédito en un periodo mayor a tres meses que los hogares con gastos menores o iguales a su ingreso.

5.3. Comparación entre segmentos

Las características que determinan el no pago de deuda de los hogares son diferentes según el segmento de crédito. Mientras que en el segmento de crédito no hipotecario algunas variables sociodemográficas referidas a la persona que maneja las finanzas del hogar, como la edad, el sexo, el empleo formal o jubilado, la convivencia con su pareja y otras variables vinculadas al hogar, como la cantidad de integrantes son significativas; en el segmento de tarjetas de crédito, las variables sociodemográficas significativas son únicamente la edad del jefe del hogar y la cantidad de integrantes.

Las variables financieras también presentan diferencias. La relación entre los gastos corrientes e ingresos del hogar es significativa para todos los segmentos de crédito. Este resultado favorece la teoría sobre el no pago de la deuda denominada habilidad de pagar, en la cual los hogares evitarían dejar de pagar su deuda mientras sus ingresos sean suficientes para cubrir el pago de la cuota.

La carga financiera únicamente es significativa para el segmento de tarjetas de crédito y para el atraso en el pago en sentido amplio.

Figura 4

Variable dependiente	No pago del crédito		No pago del crédito del sector regulado	
	(a)	(b)	(a)	(b)
Hombre	0.363 ^b (0.146)	0.373 ^a (0.142)	0.323 ^b (0.154)	0.326 ^b (0.150)
Convive con pareja	-0.259 ^b (0.133)	-0.269 ^b (0.133)	-0.170 (0.139)	
Edad	-0.024 ^a (0.005)	-0.023 ^a (0.005)	-0.021 (0.006)	-0.021 ^a (0.005)
Universitario	-0.282 (0.223)		-0.297 (0.246)	
Log(ingreso)	-0.2134 ^b (0.108)	-0.202 ^b (0.098)	-0.180 (0.116)	-0.183 ^b (0.098)
Proporción de trabajadores	0.255 (0.270)		0.132 (0.287)	
Integrantes	0.096 ^b (0.047)	0.070 ^b (0.039)	0.075 (0.051)	
Hijos	-0.069 (0.168)		-0.153 (0.183)	

Gastos mayores que ingresos	0.539 ^a (0.132)	0.563 ^a (0.131)	0.509 ^a (0.140)	0.536 ^a (0.141)
Carga financiera mayor que 75%	0.195 (0.201)			
Empleado formal	-0.552 ^a (0.146)	-0.577 ^a (0.147)	-0.506 ^a (0.150)	-0.549 ^a (0.151)
Jubilado	-0.524 ^b (0.225)	-0.576 ^b (0.237)	-0.527 ^b (0.245)	-0.548 ^b (0.256)
Sector regulado	0.640 ^a (0.223)	0.663 ^a (0.222)		
Sector bancario			-0.649 ^a (0.154)	-0.678 ^a (0.152)
Constante	1.193 (1.009)	1.194 (0.998)	1.734 (1.103)	1.896 ^c (1.047)
Observaciones	1,125	1,125	1,006	1,006
Pseudo R ²	0.1836	0.1762	0.1727	0.1992
Log. pseudo-verosimilitud	-96,784.21	-97,657.14	-91,883.32	-88,944.70

Notas: errores estándar entre paréntesis. ^a $p < 0.01$, ^b $p < 0.05$, ^c $p < 0.10$. (a) indica el modelo con todas las variables de interés y (b), al modelo con selección *backward* de las variables independientes para un valor p menor a 0.10.

Las variables asociadas con la situación laboral del jefe del hogar son significativas únicamente en el segmento del crédito no hipotecario. El ingreso, por su parte, es significativo en todos los segmentos de crédito y para todas las definiciones de no pago.

5.4. Modelos de probabilidad incondicional

5.5. Crédito no hipotecario

Los resultados del modelo incondicional para la probabilidad de no pago en el segmento de crédito no hipotecario otorgado por el sector financiero regulado se presentan en la Figura 5.

La ecuación de selección del modelo para el no pago del crédito no hipotecario demuestra que tener una cuenta bancaria incrementa la probabilidad de obtener un crédito no hipotecario en el sector financiero regulado. A su vez, los hogares con más integrantes o con presencia de hijos del jefe del hogar presentan una mayor probabilidad de adquirir este tipo de deuda. Si el jefe posee una educación universitaria o superior, es menor la probabilidad de que tenga una deuda no hipotecaria. En cuanto a la edad del jefe del hogar, existe un efecto de ciclo de vida en el cual a medida que aquella aumenta, la probabilidad de tener deuda no hipotecaria es mayor pero a tasa decreciente. Los hogares con mayor ingreso obtienen una menor probabilidad de deuda no hipotecaria. Si el jefe del hogar es jubilado o empleado formal, la probabilidad de que tenga una deuda no hipotecaria es mayor que para los hogares en los que el jefe es empleado informal o desocupado.

La prueba de Wald indica una correlación significativa entre los términos de error; por lo tanto, es apropiado utilizar un modelo heckprobit para obtener la probabilidad incondicional de no pagar la deuda no hipotecaria. En esta especificación, si el jefe del hogar es hombre aumenta la probabilidad de que el hogar no pague su deuda hipotecaria. Cuanto mayor es la edad del jefe del hogar disminuye la probabilidad de que no pague su deuda. La variable de convivencia con la pareja deja de ser significativa en el modelo incondicional. La variable de grado escolar universitario es significativa y negativa. A mayor ingreso del hogar menor probabilidad de que no pague su deuda.

Figura 5

MODELOS DE PROBABILIDAD INCONDICIONAL			
Variable dependiente	No pago del crédito no hipotecario en el sector regulado	No pago de tarjetas de crédito (sentido amplio)	No pago de tarjetas de crédito (sentido estricto)
Hombre	0.292 ^b (0.116)	0.007 (0.077)	0.157 (0.148)
Convive con su pareja	-0.163 (0.101)	-0.069 (0.079)	-0.039 (0.209)
Edad	-0.016 ^a (0.004)	-0.013 ^a (0.003)	-0.021 ^a (0.01)
Universitario	-0.35 ^b (0.181)	0.049 (0.089)	-0.268 (1.489)
Log(ingreso)	-0.221 ^b (0.089)	0.043 (0.068)	-0.152 (3.387)
Proporción de trabajadores	0.212 (0.204)	-0.001 (0.134)	-0.252 (0.549)
Integrantes	0.104 ^a (0.040)	0.0799 ^b (0.034)	0.039 (0.402)
Hijos	0.085 (0.126)	-0.038 (0.093)	-0.219 (1.127)
Gastos mayores que ingresos	0.464 ^a (0.098)	0.584 ^a (0.099)	0.806 ^a (0.291)

<i>Variable dependiente</i>	<i>No pago del crédito no hipotecario en el sector regulado</i>	<i>No pago de tarjetas de crédito (sentido amplio)</i>	<i>No pago de tarjetas de crédito (sentido estricto)</i>
Carga financiera mayor que 75%	0.097 (0.15)	0.329 (0.161)	0.251 (0.461)
Empleo formal	-0.213 ^c (0.121)	-0.300 ^b (0.089)	-0.015 (3.853)
Jubilado	-0.2515 (0.187)	-0.030 (0.142)	-0.122 (1.064)
Cantidad de tarjetas de crédito		0.069 ^a (0.022)	-0.035 (0.12)
Constante	0.6215452 (0.828)	-1.613002 (0.7)	0.587 (42.94)
Ecuación de selección			
	<i>Deuda no hipotecaria en el sector regulado</i>	<i>Tarjeta de crédito (sentido amplio)</i>	<i>Tarjeta de crédito (sentido estricto)</i>
Cuenta bancaria	0.216 ^a (0.057)	0.533 ^a (0.059)	0.517 ^a (0.094)
Integrantes	0.05 ^b (0.021)	-0.03 (0.022)	-0.031 (0.023)
Universitario	-0.232 ^a (0.075)	0.275 ^a (0.083)	0.285 ^b (0.125)

Los hogares con más integrantes o gastos superiores a sus ingresos tienen una mayor probabilidad de no pagar su deuda. Por último, ser jubilado no es significativo en el modelo incondicional, mientras que el jefe del hogar sea un empleado formal reduce la probabilidad de que no pague su deuda.

5.6. Tarjetas de crédito

Se estima el modelo de probabilidad incondicional de no pago de deuda para el segmento de tarjetas de crédito en el sentido amplio y en el sentido estricto. Los resultados se presentan en la Figura 6. En estos modelos, además de las variables consideradas previamente, se incluye como variable independiente en la ecuación principal la cantidad de tarjetas de crédito del hogar. De acuerdo con la ecuación de selección, tener una cuenta bancaria, que el jefe del hogar tenga hijos, sea un empleado formal, que tenga un grado de educación universitario o mayor incrementa la probabilidad de adquirir una tarjeta de crédito. A mayor edad, la probabilidad también es mayor, aunque luego se reduce. Los hogares con mayores ingresos también presentan un aumento en la probabilidad de obtener una tarjeta de crédito.

En el modelo de probabilidad incondicional para el no pago de las tarjetas de crédito en sentido estricto, la prueba de Wald no rechaza la hipótesis nula de que la probabilidad de no pagar la deuda de tarjetas de crédito y la probabilidad de tener una tarjeta de crédito son independientes. Por lo tanto, se utiliza la estimación de no pagar la tarjeta de crédito en sentido estricto sin considerar el sesgo de selección.

Si consideramos el no pago de tarjetas de crédito en sentido amplio, no podemos rechazar la hipótesis de que sean independientes; por lo tanto, utilizamos el modelo de probabilidad incondicional. De acuerdo con los resultados obtenidos, a mayor edad del jefe del hogar aumenta la probabilidad de que no pague su tarjeta de crédito. Los hogares con más integrantes tienen una mayor probabilidad de no pagar la tarjeta de crédito. Si el jefe del hogar es un empleado formal, la probabilidad de que no pague la tarjeta de crédito se reduce. Si los gastos del hogar son mayores que los ingresos, la probabilidad de atrasarse en el pago de la tarjeta acrecienta.

Figura 6

MODELOS DE PROBABILIDAD INCONDICIONAL			
<i>Variable dependiente</i>	<i>No pago del crédito no hipotecario en el sector regulado</i>	<i>No pago de tarjetas de crédito (sentido amplio)</i>	<i>No pago de tarjetas de crédito (sentido estricto)</i>
Hombre	0.292 ^b (0.116)	0.007 (0.077)	0.157 (0.148)
Convive con su pareja	-0.163 (0.101)	-0.069 (0.079)	-0.039 (0.209)
Edad	-0.016 ^a (0.004)	-0.013 ^a (0.003)	-0.021 ^a (0.01)
Universitario	-0.35 ^b (0.181)	0.049 (0.089)	-0.268 (1.489)
Log(ingreso)	-0.221 ^b (0.089)	0.043 (0.068)	-0.152 (3.387)
Proporción de trabajadores	0.212 (0.204)	-0.001 (0.134)	-0.252 (0.549)
Integrantes	0.104 ^a (0.040)	0.0799 ^b (0.034)	0.039 (0.402)
Hijos	0.085 (0.126)	-0.038 (0.093)	-0.219 (1.127)
Gastos mayores que ingresos	0.464 ^a (0.098)	0.584 ^a (0.099)	0.806 ^a (0.291)

<i>Variable dependiente</i>	<i>No pago del crédito no hipotecario en el sector regulado</i>	<i>No pago de tarjetas de crédito (sentido amplio)</i>	<i>No pago de tarjetas de crédito (sentido estricto)</i>
Carga financiera mayor que 75%	0.097 (0.15)	0.329 (0.161)	0.251 (0.461)
Empleado formal	-0.213 ^c (0.121)	-0.200 ^b (0.089)	-0.015 (3.853)
Jubilado	-0.2515 (0.187)	-0.030 (0.142)	-0.122 (1.064)
Cantidad de tarjetas de crédito		0.069 ^a (0.022)	-0.035 (0.12)
Constante	0.6215452 (0.828)	-1.613002 (0.7)	0.587 (42.94)
Ecuación de selección			
	<i>Deuda no hipotecaria en el sector regulado</i>	<i>Tarjeta de crédito (sentido amplio)</i>	<i>Tarjeta de crédito (sentido estricto)</i>
Cuenta bancaria	0.216 ^a (0.057)	0.533 ^a (0.059)	0.517 ^a (0.094)
Integrantes	0.03 ^b (0.021)	-0.03 (0.022)	-0.031 (0.023)
Universitario	-0.232 ^a (0.075)	0.275 ^a (0.083)	0.285 ^a (0.125)

Por último, los hogares con más tarjetas de crédito tienen una mayor probabilidad de atrasarse en el pago de al menos una de ellas.

5.7. Riesgo de los hogares

La probabilidad de no pago de deuda estimada por hogar se puede considerar como una medida del riesgo financiero del hogar. Se realiza una prueba de diferencias de medias en la probabilidad estimada de no pago de la deuda no hipotecaria, considerando, por un lado, a los hogares que tienen al menos un crédito otorgado por el sector financiero regulado y, por otro, a los que no tienen deuda no hipotecaria en el sector regulado⁸. Los resultados se presentan en la Figura 7.

Figura 7

PRUEBA DE DIFERENCIA DE MEDIAS ENTRE HOGARES CON CRÉDITO BANCARIO Y EN OTRAS INSTITUCIONES DEL SECTOR REGULADO					
<i>Grupo</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Media</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Intervalo de confianza del 95%</i>
Deuda no hipotecaria en otras instituciones del sector regulado	479	0.0405	0.0018	0.0386	0.0371 0.04
Deuda no hipotecaria en bancos	547	0.0266	0.0012	0.0283	0.0242 0.03

Diferencia = media(sin deuda) - media(con deuda)

H₀: diferencia=0

H₁: diferencia < 0 *p* valor=1

H₁: diferencia ≠ 0 *p* valor=0.000

H₁: diferencia > 0 *p* valor= 0.000

De acuerdo con la prueba de diferencia de medias, los hogares que poseen una deuda no hipotecaria en el sistema regulado tienen una media diferente y levemente mayor que aquellos que no tienen una deuda no hipotecaria en el sistema regulado. Por otra parte, si consideramos los hogares con crédito

⁸Aquellos que tienen la totalidad de su deuda en el sector no reguladoo que no tienen deuda.

bancario no hipotecario y con crédito no hipotecario en otras instituciones del sector regulado, observamos que los primeros tienen una probabilidad promedio estimada estadísticamente significativa y menor que los segundos (Figura 8).

Figura 8

PRUEBA DE DIFERENCIA DE MEDIAS ENTRE HOGARES CON CRÉDITO BANCARIO Y EN OTRAS INSTITUCIONES DEL SECTOR REGULADO						
<i>Grupo</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Media</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Intervalo de confianza del 95%</i>	
Deuda no hipotecaria en otras instituciones del sector regulado	479	0.0405	0.0018	0.0386	0.0371	0.04
Deuda no hipotecaria en bancos	547	0.0266	0.0012	0.0283	0.0242	0.03
<i>Diferencia = media(sin deuda) - media(con deuda)</i>						
H_0 : diferencia=0						
H_1 : diferencia < 0 <i>p</i> valor=1						
H_1 : diferencia ≠ 0 <i>p</i> valor=0.000						
H_1 : diferencia > 0 <i>p</i> valor= 0.000						

Por último, consideramos la probabilidad de no pago de la tarjeta de crédito estimada como una medida del riesgo del hogar. Se realiza una prueba de diferencias de medias en la probabilidad de no pago de la tarjeta de crédito en sentido amplio, considerando, por un lado, a los hogares que tienen tarjetas de crédito y, por otro, a quienes no tienen tarjetas de crédito. Los resultados se presentan en la Figura 9. De acuerdo con la prueba de diferencia de medias, los hogares que tienen al menos una tarjeta de crédito presentan una probabilidad de no pagar su deuda estimada media diferente y mayor que aquellos que no tienen tarjeta de crédito.

Figura 9

PRUEBA DE DIFERENCIA DE MEDIAS ENTRE HOGARES CON TARJETAS DE CRÉDITO Y SIN TARJETAS DE CRÉDITO						
<i>Grupo</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Media</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Intervalo de confianza del 95 %</i>	
Hogares sin tarjeta de crédito	1,324	0.0815	0.002	0.0736	0.0775	0.09
Hogares con tarjeta de crédito	2,109	0.124	0.0019	0.0879	0.1203	0.13

Diferencia = media(sin deuda) – media(con deuda)

H₀: diferencia=0
H₁: diferencia < 0 *p* valor=0.000
H₁: diferencia ≠ 0 *p* valor=0.00
H₁: diferencia > 0 *p* valor=1

6. Aplicación: Efecto de la ley de inclusión financiera sobre el no pago de los hogares

El objetivo de esta sección es proyectar el resultado de efecto potencial de la Ley de Inclusión Financiera sobre el no pago de la deuda por parte de los hogares, a partir de la aplicación de los modelos estimados. En particular, el análisis se centra en el efecto de la medida impulsada por dicha ley, que establece la obligatoriedad de pagar salarios a trabajadores dependientes a través de medios de pago electrónicos. El artículo 10 de la Ley de Inclusión Financiera (núm. 19210) establece que “el pago de las remuneraciones y toda otra partida en dinero que tengan derecho a percibir los trabajadores en relación de dependencia, cualquiera sea su empleador, deberá efectuarse a través de acreditación en cuenta en instituciones de intermediación financiera o en instrumento de dinero electrónico, en instituciones que ofrezcan este servicio”. A partir de octubre de 2016, todos los trabajadores deben cobrar sus ingresos a través de medios electrónicos. No obstante, podrán acordar con la parte pagadora continuar cobrando por medios diferentes al previsto por la Ley, incluido el efectivo, hasta el 30 de abril de 2017.

Para realizar la proyección de los modelos estimados se identifican, en primer lugar, aquellos hogares con al menos un trabajador dependiente y sin cuenta bancaria. A partir de la Ley de Inclusión Financiera, suponemos que estos trabajadores adquieren una cuenta bancaria. Por último, utilizando los modelos estimados en la sección 5, se realiza una predicción de la probabilidad de que estos hogares contraigan crédito y no paguen su deuda en función de sus características sociodemográficas y financieras. La proyección se realiza para el segmento de crédito no hipotecario y tarjetas de crédito. De los hogares de la EFHU2, un 50% no posee cuentas bancarias y de estos un 57% tiene al menos un integrante que es trabajador dependiente. Es de esperar que, al comenzar a aplicarse la Ley de Inclusión Financiera, estos hogares, que tienen al menos un integrante trabajador dependiente, obtengan una cuenta bancaria.

De acuerdo con las estimaciones de probabilidad incondicional realizadas en el segmento de tarjetas y de crédito no hipotecario, en la ecuación de selección, adquirir una cuenta bancaria incrementa la probabilidad de obtener una deuda o una tarjeta de crédito. Un vínculo previo con el banco, como tener una cuenta bancaria, hace que el individuo, que antes era desconocido para el banco, se convierta en un potencial sujeto de crédito. Mello y Ponce (2014) encuentran una relación positiva y estadísticamente significativa entre poseer una cuenta bancaria y tener una deuda con el sector financiero en Uruguay.

Se procede de la siguiente manera. Para los hogares que tienen al menos un integrante asalariado, se imputa el valor de uno en la variable binaria que representa poseer una cuenta bancaria y se estima la probabilidad de que presenten una deuda no hipotecaria o adquieran una tarjeta de crédito con el modelo presentado para la probabilidad incondicional.

Para poder determinar el umbral de probabilidad a partir del cual se considera que un hogar efectivamente decide contraer una deuda o una tarjeta de crédito, se selecciona aquel valor que maximiza el índice de Youden. Este índice es una medida de resumen de la curva ROC⁹ y define un criterio para

⁹En la teoría de detección de señales, una curva ROC (acrónimo de receiver operating characteristic o característica operativa del receptor) es una representación gráfica

seleccionar un umbral óptimo de la probabilidad de tener una deuda o una tarjeta de crédito(Fluss et al., 2005).

$$IY = \max_c \{S_e(c) + S_p(c) - 1\},$$

donde $S_e(c)$ es la razón de verdaderos positivos o sensibilidad y $S_p(c)$ es la razón de verdaderos negativos. En este caso, $S_e(c)$ es el porcentaje de hogares clasificados como tenedores de deuda no hipotecaria o de tarjeta de crédito, si en la muestra el hogar tiene una deuda o una tarjeta de crédito; y $S_p(c)$ es el porcentaje de hogares clasificados como no tenedores de deuda no hipotecaria o de una tarjeta de crédito, si en la muestra el hogar no tiene deuda o tarjeta de crédito. El índice puede ir entre cero y uno, donde un valor cercano a uno se da cuando el umbral seleccionado es muy efectivo para separar ambas poblaciones y de cero en caso contrario.

Se establece un umbral c a partir de los modelos de probabilidad incondicional, que es el valor de la probabilidad que maximiza en forma conjunta las razones de verdaderos positivos y verdaderos negativos. Luego se estima la probabilidad de que un hogar tenga o no deuda a partir de los modelos incondicionales. Finalmente, si la probabilidad de que el hogar tenga una deuda es mayor al umbral establecido, se le imputa uno a la variable deuda¹⁰ y se estima la probabilidad de que el hogar no cumpla con el pago de la misma. Los umbrales obtenidos se presentan en la Figura 10.

6.1. Deuda no hipotecaria

Para el crédito no hipotecario, la probabilidad media de tener una deuda, dada la obligatoriedad de la cuenta bancaria para los asalariados, se incrementa de un 30 % a un 33 %. De los hogares con al menos un asalariado que no poseían cuenta bancaria antes de la reforma, un 34 % tenía deuda no hipotecaria. A partir de la reforma y considerando el umbral imputado, esta proporción aumenta a un 86 %.

de la sensibilidad frente a la especificidad para un sistema clasificador binario, según se varía el umbral de discriminación.

¹⁰Para realizar el ejercicio, se supone que los hogares que superan el umbral tendrán acceso al crédito y se les concede la deuda.

Figura 10: Umbrales

UMBRALES	
<i>Clasificación ($Pr > c$)</i>	<i>Umbral c</i>
Deuda no hipotecaria	0.2889355
No pago deuda no hipotecaria	0.0289516
Tarjeta de crédito	0.6474203
No pago de tarjeta de crédito	0.1550786

Para determinar si este grupo de hogares, con al menos un asalariado y sin cuenta bancaria, que antes de la reforma no tenía crédito, y al disponer de una cuenta bancaria decide adquirir un crédito, tiene una probabilidad de no pago de la deuda significativamente diferente al grupo de individuos que poseían cuenta bancaria antes de la reforma o que no tenía cuenta bancaria pero no decide contraer un crédito, se realiza una prueba de diferencia de medias. Como se observa en la Figura 11, la diferencia es estadísticamente significativa y mayor para estos nuevos hogares que obtienen crédito a partir del acceso a la cuenta bancaria. La probabilidad de no pago promedio de estos es levemente superior a la probabilidad promedio incondicional para toda la muestra e igual en promedio a un 4 por ciento.

En la figura 11 se presentan algunas medidas estadísticas descriptivas de las variables significativas en el modelo de probabilidad de no pago de la deuda no hipotecaria para el grupo de hogares que no poseían una cuenta bancaria, los cuales tenían al menos un asalariado como integrante y contraen crédito una vez que adquieren una cuenta bancaria, y para el resto de los hogares.

Como se observa, el jefe del hogar de los hogares que no poseían una cuenta bancaria, que tienen al menos un asalariado como integrante y que contraen deuda una vez que acceden a la tenencia de una cuenta bancaria a partir de la Ley de Inclusión Financiera, es en promedio más joven. Además, en esos hogares, el ingreso promedio en pesos es menor, en tanto es mayor el número de integrantes promedio. A su vez, en este grupo, son más los hogares con gastos mayores que sus ingresos y menos donde el jefe del hogar

Figura 11

PRUEBA DE DIFERENCIA DE MEDIA EN LA PROBABILIDAD DE NO PAGO DE DEUDA PARA EL NUEVO GRUPO QUE OBTIENE UN CRÉDITO						
<i>Grupo</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Media</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Intervalo de confianza del 95%</i>	
Otros hogares	2,968	0.0264	0.0006	0.0346	0.025	0.028
Con deuda no hipotecaria por Ley de Inclusión Financiera	2,109	0.124	0.0019	0.0879	0.12	0.128

Diferencia = media(sin deuda)-media(con deuda)
 H_0 : diferencia=0
 H_1 : diferencia<0 p valor=0.000
 H_1 : diferencia≠0 p valor=0.000
 H_1 : diferencia>0 p valor=1

posee un grado educativo universitario o más alto. Finalmente, la proporción de hogares con un jefe del hogar empleado formal también es menor.

Se imputa a los hogares que tienen una probabilidad de contraer una deuda mayor al umbral estimado el valor de 1, para la variable deuda no hipotecaria, y se estima la probabilidad de no pago del crédito no hipotecario del sector financiero formal. Se considera que no pagan su deuda aquellos hogares con una probabilidad de no pago de la deuda hipotecaria mayor al umbral definido. La proporción de deuda no hipotecaria que no paga su deuda pasaría a ser aproximadamente de un 15 %, lo que representa un incremento de alrededor de cuatro puntos porcentuales en la tasa de no pago para este tipo de créditos.

6.2. Tarjetas de crédito

De acuerdo con los datos de la EFHU2, un 61 % de los hogares posee al menos una tarjeta de crédito. De los hogares que no tienen cuenta bancaria, pero al menos uno de sus integrantes es asalariado, un 51 % tiene tarjetas de crédito.

Figura 12

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS POR GRUPOS		
<i>Variable</i>	<i>Con crédito no hipotecario por Ley de Inclusión Financiera</i>	<i>Otros hogares</i>
Edad	49	52
Ingreso	30,626.5	33,514.7
Integrantes	3.77	2.88
Gastos mayores que ingresos	0.1663158	0.1449468
Universitario	0.210084	0.2398806
Empleado formal	0.4054622	0.4661579

Se determina un umbral a partir del cual el hogar tiene una tarjeta de crédito, según el criterio del índice de Youden. A partir de tener acceso a una cuenta bancaria, la proporción de hogares- que no poseían cuenta bancaria y al menos un integrante era asalariado- que pasa a tener tarjetas de crédito aumenta hasta un 82 %.

Si la probabilidad de tener una tarjeta de crédito supera el umbral, entonces se le imputa al hogar que tiene una tarjeta de crédito y se estima la probabilidad de que no cumpla con el pago de la misma en sentido amplio. La probabilidad de no pago en sentido amplio promedio de los que acceden a una tarjeta de crédito a partir del acceso a la cuenta bancaria, es similar a la probabilidad promedio para toda la muestra e igual en promedio a un 14.5 %.

Se realiza una prueba de diferencia de medias entre este grupo de hogares, que denominamos grupo con al menos un integrante asalariado, sin cuenta bancaria antes de la reforma y que una vez que tiene cuenta bancaria decide adquirir al menos una tarjeta de crédito y el resto de la muestra. El grupo de hogares que obtiene tarjetas de crédito a partir de la Ley de Inclusión Financiera no presenta probabilidad de no pago (en sentido amplio) estadísticamente diferente al resto de la muestra. Los resultados se presentan en la Figura 13.

Figura 13

PRUEBA DE DIFERENCIA DE MEDIAS DE LA PROBABILIDAD DE NO PAGO DE LAS TARJETAS DE CRÉDITO EN SENTIDO AMPLIO						
<i>Grupo</i>	<i>Observaciones</i>	<i>Media</i>	<i>Error estándar</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Intervalo de confianza del 95%</i>	
Otros hogares	3,145	0.1433	0.0019	0.106	0.14	0.147
Con tarjeta de crédito por Ley de Inclusión Financiera	288	0.1454	0.0057	0.0967	0.134	0.16

Diferencia = media (sin deuda) - media (con deuda)
 H_0 : diferencia=0
 H_1 : diferencia<0 *p* valor=0.3475
 H_1 : diferencia≠0 *p* valor=0.7491
 H_1 : diferencia>0 *p* valor= 0.6255

7. Comentarios Finales

En este trabajo se estiman modelos para la probabilidad de no pago de deuda de los hogares uruguayos por distintos segmentos de crédito. Los resultados de las variables estadísticamente significativas son diferentes según el segmento de crédito considerado. No obstante, la edad del jefe del hogar y la relación entre el gasto y el ingreso del hogar resultan significativas en todos los segmentos.

El ingreso de los hogares también es relevante para explicar el no pago de sus deudas en todos los segmentos, a excepción del atraso en el pago de la tarjeta de crédito (en el sentido amplio), cuando se estima el modelo con corrección por sesgo de selección.

A su vez, las variables sociodemográficas relevantes se refieren a la persona que conoce mejor los temas financieros del hogar, la persona de referencia según la EFHU2, y no a quien realiza la mayor contribución en términos de ingreso.

Los modelos sobre la probabilidad de no pago de deuda de los hogares uruguayos permiten analizar su comportamiento financiero, su vulnerabilidad

frente a las condiciones macroeconómicas y la evaluación de políticas que puedan incidir en el impago de deudas. Este trabajo presenta, como extensión de los modelos, una evaluación de la Ley de Inclusión Financiera y el efecto en la obligatoriedad del pago de salarios a través de medios electrónicos sobre el no pago de deuda y, por lo tanto, sobre la morosidad del sistema.

A partir de los modelos estimados, será posible analizar en futuros trabajos la relación entre la restricción de crédito y la probabilidad de que el hogar no pague su deuda, como una medida del riesgo de crédito del hogar, así como estudiar los efectos de un choque en el ingreso sobre la probabilidad de no pago de los hogares.

A su vez, con base en los datos de la EFHU2, es posible examinar los factores determinantes del no pago de los préstamos.

Referencias

- Alfaro, R., Gallardo, N., Stein, R., 2010. The determinants of household debt default. Documentos de trabajo Banco Central de Chile 574.
- Baum, C., 2006. An introduction to modern econometrics using stata. Stata Press.
- BCU, 2016. Sistema de pago minoristas. Reporte Informativo 15.
- Borraz, F., Gonzáles, N., 2015. Riesgo financiero de los hogares uruguayos. Revista de Análisis Económico 30(2), 19–43.
- Costa, S., 2010. Household default probability: An analysis based on the results of the hfc. Economic Bulletin and Financial Stability Report Articles.
- D Espallier, B., Guerin, I., Mersland, R., 2009. Women and repayment in microfinance. Universit Provence, Rural and Microfinance Employment Working Paper (2).
- Decon, 2016. Encuesta financiera de los hogares uruguayos (efhu-2)- metodología y guía para el usuario.
- Fluss, R., Faraggi, D., Reiser, B., 2005. Estimation of the youden index and its associated cutoff point. Biometrical Journal 47, 458,472.
- Fuenzalida, M., Ruíz-Tagle, J., 2009. Riesgo financiero de los hogares. Economhilea 12, 35–53.
- Iregui, A., Melo, L., Ramz, M., Trn, A., 2016. Determinantes del acceso al crto formal e informal: Evidencia de los hogares de ingresos medios y bajos en colombia. Borradores de Economanco de la Repblica de Colombia 956.
- Larranaga, O., Olivari, J., 2005. existe relacitre desempeadco y pago de crto universitario? Universidad de Chile, Facultad de Econom
- Marrez, H., Schmit, M., 2009. Credit risk analysis in microcredit: How does gender matter? Centre Emile Bernheim, Universitbre de Bruxelles (53).

- Mello, M., Ponce, J., 2014. The determinants of uruguayan households'indebtedness. Documento de trabajo del BCU 010.
- Ormazabal, F., 2014. Variables que afectan la tasa de incumplimiento de ciertos de los chilenos. Revista de Ansis Econo 29 (1), 3,16.
- Ozdemir, O., Boran, L., 2004. An empirical investigation on consumer credit default risk. Turkish Economic Association Discussion Paper (20).
- Valdés, C., 2016. Una nueva mirada a la inclusionanciera en chile. Estudios Pblicos Universidad de los Andes 143, 77,107.
- Vand de Ven, W., Van Praag, B., 1981. The demand for deductibles in private health insurance: A probit model with sample selection. Journal of Econometrics 17, 229,252.

ANEXO

Figura 14

Cuadro A.1

DESCOMPOSICIÓN POR SEGMENTO DE CRÉDITO Porcentaje sobre el total de hogares que tiene deuda	
Exclusivamente deuda hipotecaria	1
Exclusivamente deuda no hipotecaria	15
Exclusivamente deuda de tarjetas de crédito	47
Deuda hipotecaria y de tarjetas de crédito	6
Deuda no hipotecaria y de tarjetas de crédito	28
Deuda hipotecaria y no hipotecaria	1
Deuda de tarjetas de crédito, hipotecaria y no hipotecaria	4

Fuente: Cálculos de la autora con base en datos de la EFHU2.

Figura 15

Cuadro A.2

MODELOS PARA CRÉDITO NO HIPOTECARIO		
Jefe del hogar que más contribuye en los ingresos		
<i>Variable dependiente</i>	<i>No pago del crédito no hipotecario</i>	<i>No pago del crédito no hipotecario regulado</i>
Hombre	0.054 (0.137)	0.091 (0.144)
Convive con su pareja	0.023 (0.146)	0.076 (0.154)
Edad	-0.015 ^a (0.005)	-0.013 ^a (0.005)
Universitario	-0.312 (0.304)	-0.196 (0.336)
Log (ingreso)	-0.258 ^b (0.114)	-0.257 ^b (0.123)
Proporción de trabajadores	0.353 (0.259)	0.258 (0.277)
Integrantes	0.138 ^a (0.043)	0.122 ^a (0.047)
Hijos	-0.069 (0.167)	-0.128 (0.179)
Gastos mayores que ingresos	0.500 ^a (0.127)	0.453 ^a (0.137)
Carga financiera mayor que 75%	0.060 (0.185)	-0.059 (0.217)
Empleado formal	-0.148 (0.165)	-0.137 (0.171)
Sector bancario		-0.701 ^a (0.143)
Sector regulado	0.608 ^a (0.222)	
Constante	0.769 (1.060)	1.608 (1.162)
Observaciones	1,150	1,027
Pseudo R ²	0.1158	0.1513
Log. pseudo-verosimilitud	-105,977	-95,216.382

Notas: errores estándar entre paréntesis. ^a $p < 0.01$, ^b $p < 0.05$, ^c $p < 0.10$.

Figura 16

Cuadro A.3		
ESTIMACIONES EN DOS ETAPAS SEGÚN LA METODOLOGÍA PROPUESTA POR ALFARO ET AL. (2010)		
<i>Variable dependiente</i>	<i>No pago de deuda no hipotecaria en sentido amplio</i>	<i>No pago de tarjetas</i>
Hombre	0.252 ^c (0.132)	-0.057 (0.145)
Convive con su pareja	-0.261 ^b (0.13)	0.053 (0.149)
Edad	-0.016 ^a (0.005)	-0.021 ^a (0.006)
Universitario	-0.494 ^c (0.263)	-0.332 ^c (0.199)
Log(ingreso)	-0.276 ^b (0.107)	-0.175 (0.195)
Proporción de trabajadores	0.421 ^c (0.247)	-0.317 (0.29)
Integrantes	0.133 ^a (0.05)	0.036 (0.062)
Hijos	0.392 ^c (0.208)	-0.264 (0.176)
Gastos mayores que ingresos	0.605 ^b (0.121)	0.797 ^a (0.157)
Carga financiera mayor que 75%	0.165 (0.188)	0.37 (0.273)
Empleado formal	-0.09 (0.239)	-0.052 (0.329)
Jubilado	-0.117 (0.29)	-0.044 (0.21)
Cantidad de tarjetas de crédito		-0.028 (0.065)
G(px)	-0.455 (0.581)	-0.084 (0.186)
G(px) ²	0.17 (0.251)	0.102 (0.248)
Constante	0.899 (1.053)	0.938 (1.935)
Observaciones	1,149	1,026
Simulaciones	2,000	2,000

Errores estándar de remuestreo entre paréntesis. ^a $p < 0.01$, ^b $p < 0.05$, ^c $p < 0.10$.