



## BANCO CENTRAL DE CHILE

### EFFECTOS DEL CRÉDITO FOGAPE-COVID EN LAS EMPRESAS DURANTE LA PANDEMIA: EVOLUCIÓN DEL ENDEUDAMIENTO, MÁRGENES Y RIESGOS ASOCIADOS \*

Minuta asociada con el Recuadro II.1 – IEF de noviembre, 2020

Jorge Fernández B.  
División de Política Financiera  
Banco Central de Chile

Francisco Vásquez L.  
División de Política Financiera  
Banco Central de Chile

#### Resumen

La línea Fogape - Covid que ha estado operativa desde el mes de mayo de 2020, ha permitido que firmas sin suficiente colateral puedan acceder a financiamiento bajo condiciones favorables de tasas y plazos durante la emergencia sanitaria. Sin embargo, como era esperable, esto se ha traducido en un mayor endeudamiento, toda vez que las firmas han experimentado una caída significativa en sus ventas durante este año y han aumentado considerablemente su deuda, sobre los patrones históricamente observados. Lo anterior, deja a las firmas en una posición más vulnerable financieramente frente a sus obligaciones en caso que la recuperación económica sea más lenta de lo esperado. Utilizando información histórica de deuda y ventas a nivel de micro datos, se observa que: i) la distribución de la empresas como número o como monto de deuda asociado es diferente, por lo que se debe considerar que variable es la relevante al estimar modelos de impago, ii) las combinaciones de endeudamiento y ventas que presentan altos niveles de impago suelen tener una baja proporción de número de empresas o de deuda y iii) dado los cambios en los últimos meses en la distribución de la deuda es relevante el considerar que estimaciones de impago pueden incluir combinaciones de deuda y venta con poca información histórica, lo cual puede hacer más relevante, por ejemplo, las variables omitidas en este análisis. Este último punto es relevante al estimar un modelo de deuda en riesgo en la situación actual, basado en datos históricos, ya que durante este año la distribución de empresas y deuda en base a endeudamiento, variación de ventas, márgenes y costo de deuda está en niveles diferentes a los históricos.

\* Gerencia de Estabilidad Financiera, Banco Central de Chile. E-mails: [jfernandez@bcentral.cl](mailto:jfernandez@bcentral.cl); [fvasquez@bcentral.cl](mailto:fvasquez@bcentral.cl). Agradecemos los comentarios de Felipe Córdova.

## 1. Contexto:

Este documento tiene por objetivo describir los efectos que se han observado en el endeudamiento de las empresas producto del acceso a los créditos Fogape – Covid que se han otorgado desde mayo de 2020 y los potenciales riesgos asociados a este mayor endeudamiento que se traduzcan en incumplimientos a futuro en caso que la emergencia sanitaria se prolongue y la recuperación económica tarde más de lo esperado en materializarse.

El Fondo de Garantía para Pequeños Empresarios (FOGAPE), es un Fondo estatal destinado a garantizar un determinado porcentaje del capital de los créditos que las instituciones financieras otorgan a las empresas elegibles bajo ciertos estándares, permitiendo que firmas sin suficiente colateral puedan acceder a financiamiento (mayor información, ver Anexo 1). El pasado 28 de abril se realizó la primera oferta de garantías estatales asociadas al financiamiento bancario para líneas de capital de trabajo o “líneas Covid-19”, tras la entrada en vigencia de la Ley 21.229, que fortalece este fondo. Al 1° de septiembre de este año, se habían cursado en total US\$ 10.941 millones de dólares correspondientes a 243.942 créditos por este concepto <sup>1</sup>.

La entrega de estos recursos busca otorgar liquidez a las empresas para cubrir sus necesidades de capital de trabajo durante la emergencia sanitaria. Sin embargo, esto se ha traducido en un mayor nivel de endeudamiento, considerando que al mismo tiempo las firmas han experimentado una caída en el crecimiento de sus ventas durante este año, lo cual podría acarrear vulnerabilidades financieras que se traduzcan en incumplimientos a futuro en caso que la recuperación económica tarde más de lo esperado en materializarse <sup>2</sup>.

Por lo anterior, resulta de interés caracterizar en términos financieros las firmas que durante este año han recibido créditos Fogape – Covid. El análisis se centra en las empresas de los sectores Comercio, Manufactura y Construcción que se financian principalmente con bancos locales, los que en conjunto representan el 62% del stock de la deuda comercial a agosto del 2020 y el 84% de los flujos de líneas Fogape - Covid entre mayo y agosto del 2020 de los sectores productivos, respectivamente. En estos sectores es posible utilizar también las ventas provenientes del Formulario 29 (IVA) ya que son representativas de su nivel de actividad y con ello calcular una *proxy* de su nivel de endeudamiento <sup>3</sup>.

Dado lo anterior, es fundamental monitorear el riesgo de crédito de las empresas más apalancadas y la evolución de sus ventas en los meses venideros, dado que es precisamente este grupo –firmas con elevado nivel de deuda y caída en ventas- el que más vulnerabilidad financiera ha mostrado en episodios de debilidad anteriores.

---

<sup>1</sup> A través de esta Ley se realizó una ampliación de las garantías estatales en hasta US\$ 3 mil millones, permitiendo financiar a empresas de hasta UF 1 millón de ventas anuales. Mayor información en [www.fogape.cl](http://www.fogape.cl) y en [www.hacienda.cl](http://www.hacienda.cl).

<sup>2</sup> Mayor información respecto al endeudamiento de las firmas y su relación con el impago se puede ver en el Capítulo Temático del IEF del Segundo Semestre del 2019 y en Castro et al. (2019).

<sup>3</sup> Debido a restricciones de información se utiliza la deuda y las ventas como aproximación al endeudamiento, ya que para este grupo de firmas no se dispone de partidas como activos totales y/o patrimonio.

## 2. Fuentes de información:

En el presente trabajo se utilizan **bases innominadas de registros administrativos de deuda y ventas de empresas** provenientes de la Comisión para el Mercado Financiero (CMF) y del Servicio de Impuestos Internos (SII) a nivel de micro dato, respectivamente. Esta información combinada permite evaluar el nivel de endeudamiento, evolución de las ventas y deuda, así como márgenes a nivel de empresa.

Por el lado de la deuda se utilizan dos bases provenientes del archivo “Sistema de Deudores” de la CMF. La primera es de carácter mensual y comienza a partir del año 2009. A cada fecha, se dispone de tres tipos de información colapsada por deudor: deudas directas relacionadas con créditos comerciales -incluyendo comercio exterior-, créditos contingentes y cupos de líneas de crédito no utilizados que un determinado deudor tiene con el sistema bancario. Se dispone de esta información sólo para empresas con personalidad jurídica y es concordante con información pública agregada de colocaciones de los bancos <sup>4</sup>. La segunda base, de carácter semanal, comienza a partir de mayo del 2020. A cada fecha se dispone de los flujos provenientes de las operaciones de crédito de dinero que cuenten con garantías asociadas al programa Fogape - Covid <sup>5</sup>.

La base de registros administrativos de ventas proveniente del Formulario 29 es de carácter mensual, comienza a partir del año 2009 y es generada a partir de información entregada por el SII e incluye “todos aquellos contribuyentes afectos a la Ley de Impuestos a las Ventas y Servicios que estén en presencia del inicio real y efectivo de una actividad económica” y “...todos los contribuyentes que declaren retenciones de impuestos y Pagos Provisionales...” (Fuente: SII) <sup>6</sup>. Es importante destacar que el Formulario 29 debe ser declarado con carácter obligatorio por todos los períodos tributarios, inclusive en aquellos en que no se tenga movimiento, por parte de todos los contribuyentes afectos a la Ley sobre Impuestos a las Ventas y Servicios. La información es concordante con información pública del SII <sup>7</sup>.

Adicionalmente, se dispone de un directorio revisado de actividad económica el cual es generado por el Banco Central de Chile (BCCCh). Este directorio utiliza la clasificación CAE

---

<sup>4</sup> Mayor información acerca de la metodología de cálculo de la deuda proveniente de los registros administrativos y una comparación con la deuda contable informada por los bancos, se puede ver Fernández y Vásquez (2019a). Producto de la utilización de directorios de actividad distintos entre los datos de la CMF y los presentados en este documento, la deuda a nivel sectorial no es necesariamente comparable.

<sup>5</sup> Mayor información acerca de las características de los archivos de deudores utilizados ver manual “Sistema de Deudores”, sección archivo D10 y D58, disponible en: [http://www.sbif.cl/sbifweb3/internet/archivos/norma\\_204\\_1.pdf](http://www.sbif.cl/sbifweb3/internet/archivos/norma_204_1.pdf).

<sup>6</sup> En el cálculo de las ventas se consideran principalmente los siguientes ítems: exportaciones, ventas o servicios no gravados, facturas, boletas, notas de débito, notas de crédito, comisiones y comprobantes generados a través de transacciones electrónicas. En ciertos subsectores de comercio, las facturas no representan la mayoría de las ventas. Si bien las facturas pueden aproximar la evolución en términos de nivel a nivel de empresa se prefiere utilizar las ventas totales.

<sup>7</sup> Mayor información estadística del Formulario 29 disponible en: [http://www.sii.cl/sobre\\_el\\_sii/estadisticas\\_f29.html](http://www.sii.cl/sobre_el_sii/estadisticas_f29.html). Producto de la utilización de directorios de actividad distintos entre los datos del SII y los presentados en este documento, las ventas a nivel sectorial no son necesariamente comparables.

(Clasificación de Actividad Económica), la cual posee distintos niveles de desagregación y que es consistente con la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU). Las clasificaciones sectoriales utilizadas en este documento se realizaron con información del año 2019 y son para los siguientes sectores Productivos: Agricultura, Comercio, Construcción, EGA (Electricidad, Gas y Agua), Transporte y Telecomunicaciones, Manufactura y Minería. En tanto, para Servicios son: Servicios Financieros (SSFF), Servicios Comunes y Personales (SSPP) y Administración Pública (AP), donde se incluyen las empresas públicas. Este directorio se complementa con información proveniente de la CMF y del BCCh respecto a la identificación de empresas reportantes o que utilizan deuda externa.

### **3. Comportamiento reciente de la deuda, ventas y del endeudamiento de las firmas:**

El análisis presentado en este documento se centra en las firmas que se financian principalmente con bancos locales y que presentan ventas anuales de hasta UF 1 millón, es decir son elegibles por ventas para acceder al programa Fogape – Covid y que pertenecen a los sectores Comercio, Manufactura y Construcción. A continuación, se presentan las variables de interés entre firmas que accedieron y aquellas comparables que no accedieron a dicho crédito. Se debe recordar que las firmas finalmente elegibles deben cumplir –además de requisitos de ventas- requisitos de información, de reglamento Fogape y de políticas de crédito del banco <sup>8</sup>.

#### ***Evolución de la deuda***

A diferencia de lo observado históricamente, durante este año las firmas que han visto disminuir sus ventas en lo reciente han sido las que han experimentado un mayor crecimiento en su deuda.

Entre septiembre del 2018 y 2019 y entre octubre del 2019 y abril del 2020 –éste último período incorpora el período de la crisis social de fines del 2019- se observa que en promedio las empresas que aumentan sus ventas han sido al mismo tiempo las que han experimentado los mayores crecimientos en su deuda, tanto en el sector Comercio, Manufactura y Construcción (gráfico 1). Transversalmente entre los sectores se observa que las empresas que han visto disminuir sus ventas han mostrado crecimientos marginales o incluso negativos como en el caso de la Construcción.

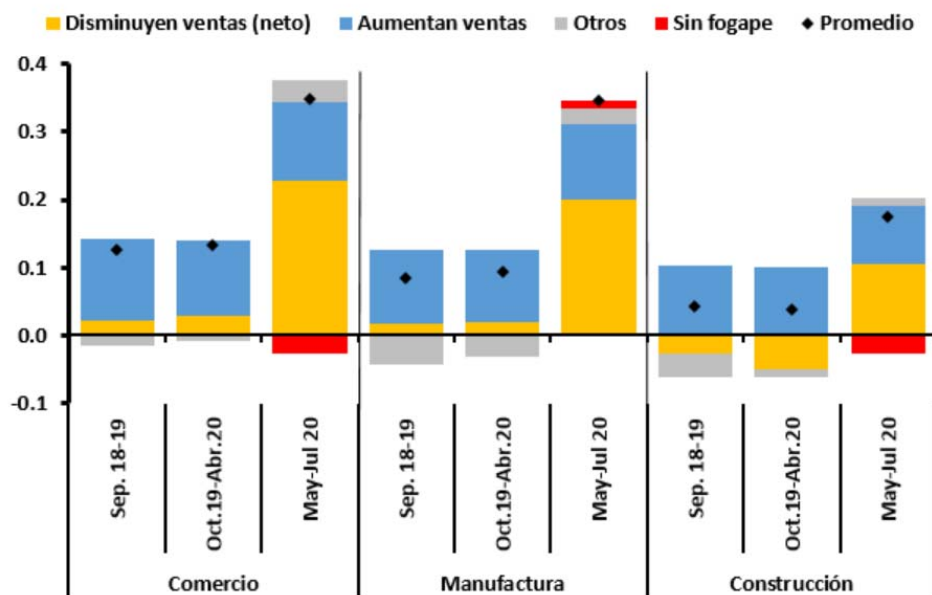
Entre los meses de mayo y julio de 2020 -período que incorpora la entrega del crédito FOGAPE-Covid a las firmas- se puede observar un cambio relevante. Específicamente, las firmas que recibieron créditos FOGAPE y que han disminuido sus ventas en lo reciente muestran un crecimiento promedio por sobre los niveles históricos, destacando el caso de Construcción, donde el crecimiento pasó de negativo a positivo. No obstante, se observa también que firmas con crecimientos en sus ventas accedieron a este tipo de créditos. Finalmente, destaca la caída en el crecimiento de la deuda de las empresas que no accedieron a FOGAPE en los sectores

---

<sup>8</sup>Las solicitudes rechazadas por este último motivo alcanzan el 9% del total de las operaciones hasta el 17 de septiembre del 2020 (Fuente: ABIF).

Comercio y Construcción<sup>9</sup>. Un mayor detalle de esta evolución y relación entre ventas y deuda se ve en el capítulo 5.

Grafico 1: Crecimiento real anual de deuda, según crecimiento de ventas y acceso a crédito FOGAPE (\*) (promedio, veces)



(\*) Se identifican aquellas empresas con ventas menores a 1.000.000 UF a diciembre de 2019 y las que tuvieron acceso a crédito FOGAPE entre mayo y agosto de 2020. Promedio simple de crecimientos mensuales para cada grupo entre las fechas señaladas, por lo cual el crecimiento promedio no es necesariamente igual al crecimiento agregado de las colocaciones como aparece en el Gráfico 2. Crecimiento de deuda medido sobre stock real de deuda respecto al año anterior. Crecimiento de ventas medido sobre flujo real de ventas trimestrales respecto al año anterior. Fuente: Banco Central de Chile en base a información de CMF y SII.

### Evolución de las ventas

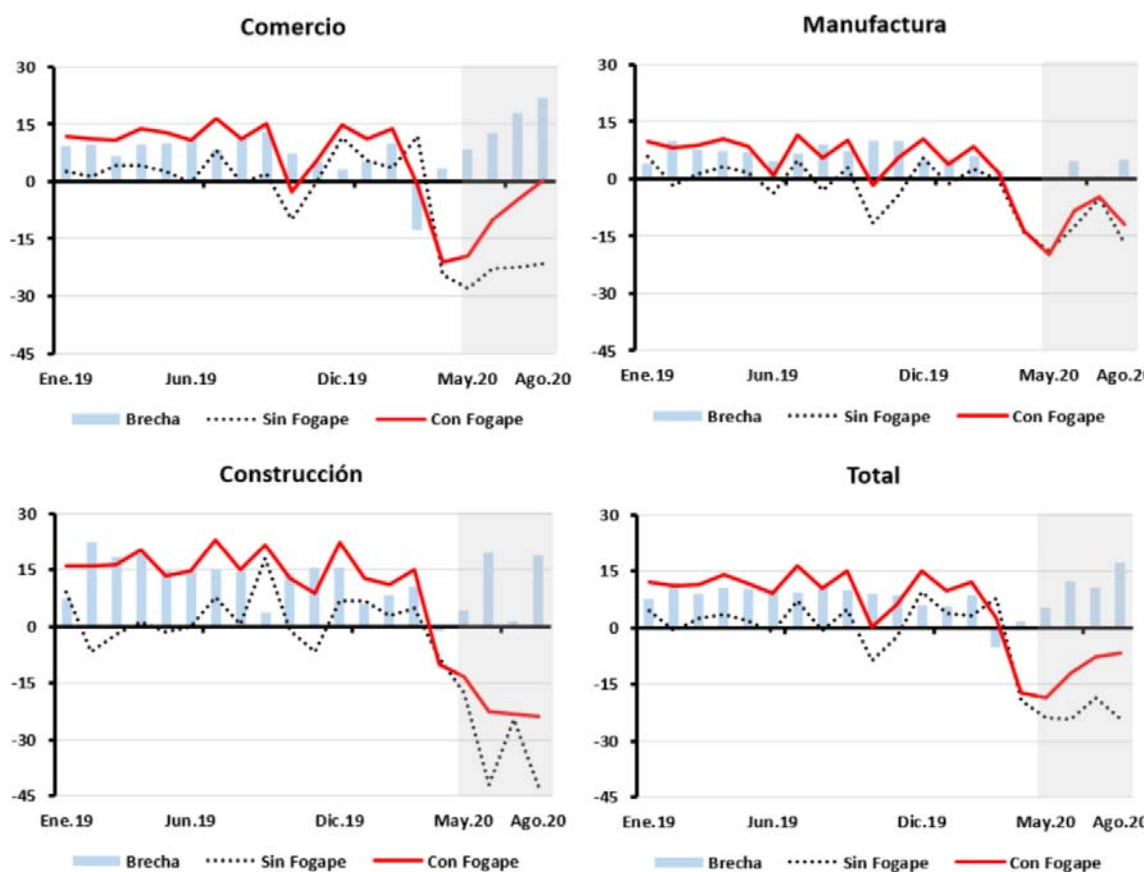
Durante este año, las ventas de las firmas que accedieron a créditos Fogape – Covid han mostrado una recuperación más rápida en comparación aquellas firmas que no recibieron dicho crédito, en especial en el sector Comercio.

Se puede observar que desde el año 2019 las firmas que recibieron el crédito Fogape – Covid entre mayo y agosto de 2020 presentaron en promedio un crecimiento en sus ventas –previo al mes de mayo de 2020- mayor en comparación al grupo de empresas que no lo recibió (gráfico 2). La caída generalizada en ventas observada a partir de marzo de este año afectó proporcionalmente más a las firmas con crédito Fogape en los tres sectores analizados –ver disminución en la brecha entre ambos grupos entre abril y mayo-. Sin embargo, especialmente en el sector Comercio, se puede observar una recuperación más rápida en aquellas firmas que

<sup>9</sup> Similares conclusiones pueden obtenerse al observar la evolución de los flujos de crédito, donde es posible distinguir con exactitud los créditos FOGAPE-Covid por firma. A modo de ejemplo, en el sector Comercio, las empresas con disminuciones en ventas representaban en promedio cerca del 43% de los flujos de crédito entre septiembre del 2018 y abril del 2020. Dicha participación aumentó a un 49% entre los meses de mayo y junio del 2020, al considerar sólo los flujos asociados a líneas Covid.

recibieron dicho crédito. Se debe tener presente que el último dato de ventas puede estar sujeto a revisión dado que se suele revisar al llegar nueva información.

**Gráfico 2: Crecimiento real anual ventas mensuales (\*)**  
(porcentaje, puntos porcentuales)

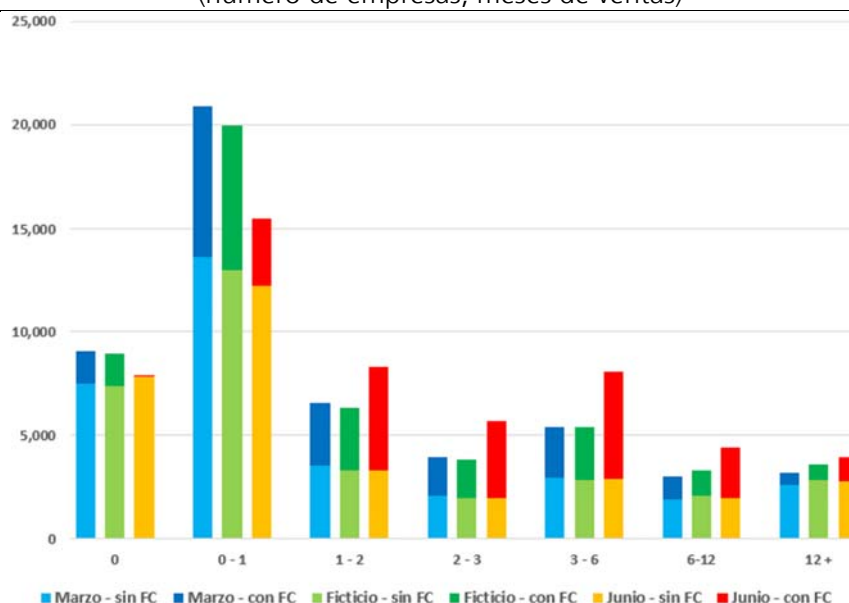


(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas a diciembre 2019 según ventas anuales IVAS (Formulario 29), para acceder a crédito Fogape. Se identifican aquellas que han recibido créditos Fogape entre mayo y agosto del 2020 y se muestra el crecimiento en las ventas antes y después del período en que las firmas recibieron dicho crédito (mayo-agosto del 2020, área gris). “Brecha” corresponde a la diferencia a cada fecha en el crecimiento de los dos grupos, medida como puntos porcentuales. Sectores Comercio, Manufactura y Construcción con financiamiento local. Datos de los últimos meses son preliminares y sujetos a revisión. Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

### *Evolución del endeudamiento*

El aumento en la deuda de las empresas entre marzo y junio fue relevante a nivel agregado y también a nivel de firma, principalmente producto del acceso al crédito Fogape - Covid. Una forma de observar el impacto de esta mayor deuda es caracterizar la distribución de las empresas por tramos de endeudamiento. Para facilitar el análisis se diferencia entre empresas que accedieron o no a créditos Fogape. Una distinción final -para determinar si el principal efecto fue el aumento de deuda o la caída en ventas- es generar un endeudamiento “ficticio”, donde se utiliza la deuda de marzo, pero las ventas de junio, de forma de mostrar el efecto solo del cambio en ventas.

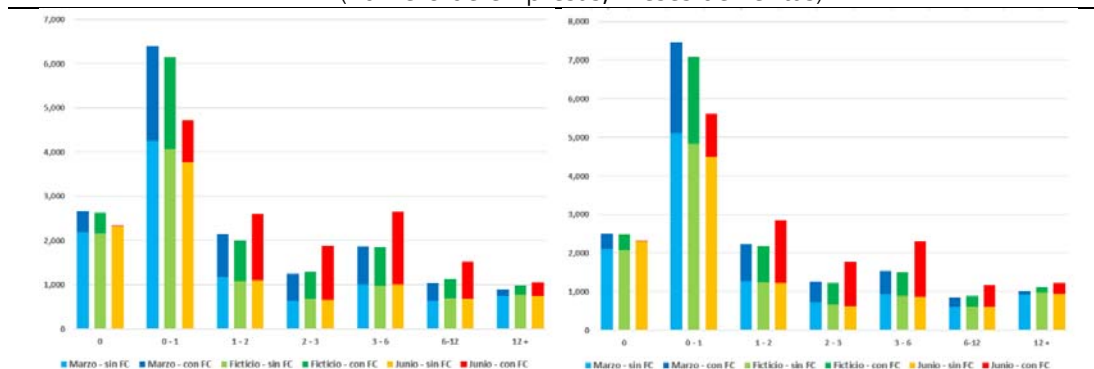
Gráfico 3: Distribución empresas por tramos de endeudamiento y tenencia de créditos Fogape - Covid, sector Comercio, marzo-junio 2020 (\*)  
(número de empresas, meses de ventas)



(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas para acceder a crédito Fogape - Covid. Se identifican aquellas empresas que tuvieron acceso a crédito Fogape entre mayo y junio de 2020 y se muestra su endeudamiento antes (marzo) y después de recibir el crédito (junio). Las barras de colores similares muestran la distribución de las empresas a cada fecha en cada tramo de endeudamiento. El endeudamiento se mide como deuda sobre ventas promedio de los últimos doce meses. Marzo y junio corresponde a los datos de cada mes, el dato ficticio contempla la deuda a marzo y las ventas del año móvil que cierra en junio. Mayor información acerca del cálculo del endeudamiento en Fernández y Vásquez (2019b). Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

Entre marzo y junio de 2020 hay un aumento relevante de empresas en tramos de endeudamiento superiores a un mes de ventas, donde gran parte del cambio se explica por empresas que accedieron a créditos Fogape (gráfico 3). Cuando se aísla el efecto de caída en ventas, utilizando el endeudamiento ficticio, se observa un cambio en la misma dirección, pero de una magnitud mucho menor, revelando que el mayor impacto a junio en el endeudamiento se explica por un mayor nivel de deuda. Cambios similares se observan en los sectores de Manufactura y Construcción, pero con una magnitud algo menor (gráfico 4).

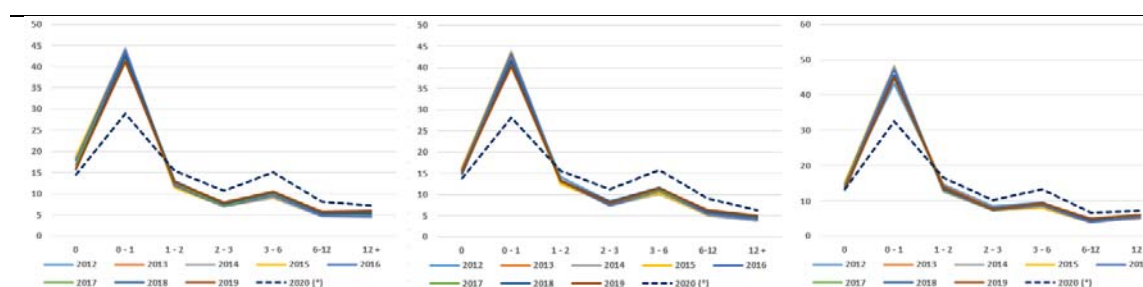
**Gráfico 4: Distribución empresas por tramos de endeudamiento y tenencia de créditos Fogape - Covid, sector Manufactura (izquierda) y Construcción (derecha), marzo-junio 2020 (\*)**  
(número de empresas, meses de ventas)



(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas para acceder a crédito Fogape - Covid. Se identifican aquellas empresas que tuvieron acceso a crédito Fogape entre mayo y junio de 2020 y se muestra su endeudamiento antes (marzo) y después de recibir el crédito (junio). Las barras de colores similares muestran la distribución de las empresas a cada fecha en cada tramo de endeudamiento. El endeudamiento se mide como deuda sobre ventas promedio de los últimos doce meses. Marzo y junio corresponde a los datos de cada mes, el dato ficticio contempla la deuda a marzo y las ventas del año móvil que cierra en junio. Mayor información acerca del cálculo del endeudamiento en Fernández y Vásquez (2019b). Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

La caída en las ventas y el aumento de deuda a junio de 2020 se ha traducido en un aumento del endeudamiento a niveles muy altos en relación a estándares históricos, en particular se observa un cambio relevante considerando la historia desde 2012 (gráfico 5). En todos los sectores es posible apreciar una baja relevante de empresas en el tramo de endeudamiento bajo un mes, con la consiguiente alza para tramos superiores. Es importante destacar que aun cuando se han observado ciertas variaciones en el endeudamiento en años anteriores, éstas han sido de una magnitud mucho menor a la observada en junio de este año.

**Gráfico 5: Distribución empresas por tramos de endeudamiento, Comercio (izquierda), Manufactura (centro) y Construcción (derecha) (\*)**  
(porcentaje de empresas, meses de ventas)

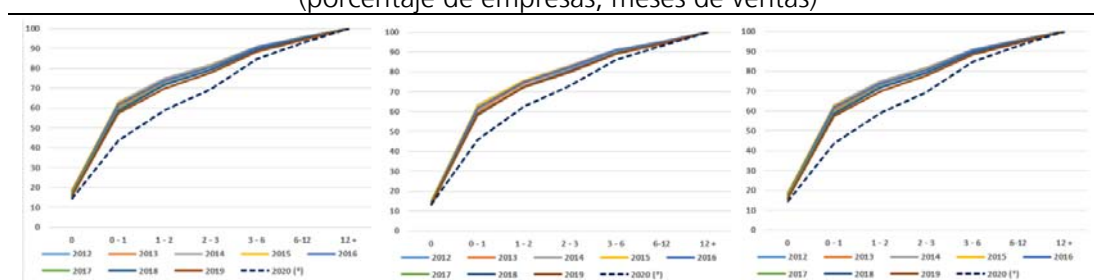


(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas para acceder a crédito Fogape. Muestra para cada tramo de endeudamiento el porcentaje de empresas sobre el total de empresas. El endeudamiento se mide como deuda sobre ventas promedio de los últimos doce meses. Los datos de cada año corresponden a diciembre, excepto (\*) que corresponde a junio. Mayor información acerca del cálculo del endeudamiento en Fernández y Vásquez (2019b). Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.



Usando la distribución acumulada es fácil observar los porcentajes por sobre y bajo algún límite. Por ejemplo, usando un mes de endeudamiento, en la historia el total de empresas por sobre ese límite estaba cerca del 40%, mientras que a junio de 2020 estaba cerca del 55% (gráfico 6). Lo que corrobora el importante cambio en la distribución del endeudamiento observado durante este año.

**Gráfico 6: Distribución acumulada de empresas por tramos de endeudamiento, Comercio (izquierda), Manufactura (centro) y Construcción (derecha) (\*) (porcentaje de empresas, meses de ventas)**



(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas para acceder a crédito Fogape. Muestra para cada tramo de endeudamiento el porcentaje acumulado de empresas sobre el total de empresas. El endeudamiento se mide como deuda sobre ventas promedio de los últimos doce meses. Los datos de cada año corresponden a diciembre, excepto (\*) que corresponde a junio. Mayor información acerca del cálculo del endeudamiento en Fernández y Vásquez (2019b). Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

#### 4. Indicadores de Riesgo y relación entre endeudamiento y ventas en la probabilidad histórica de impago:

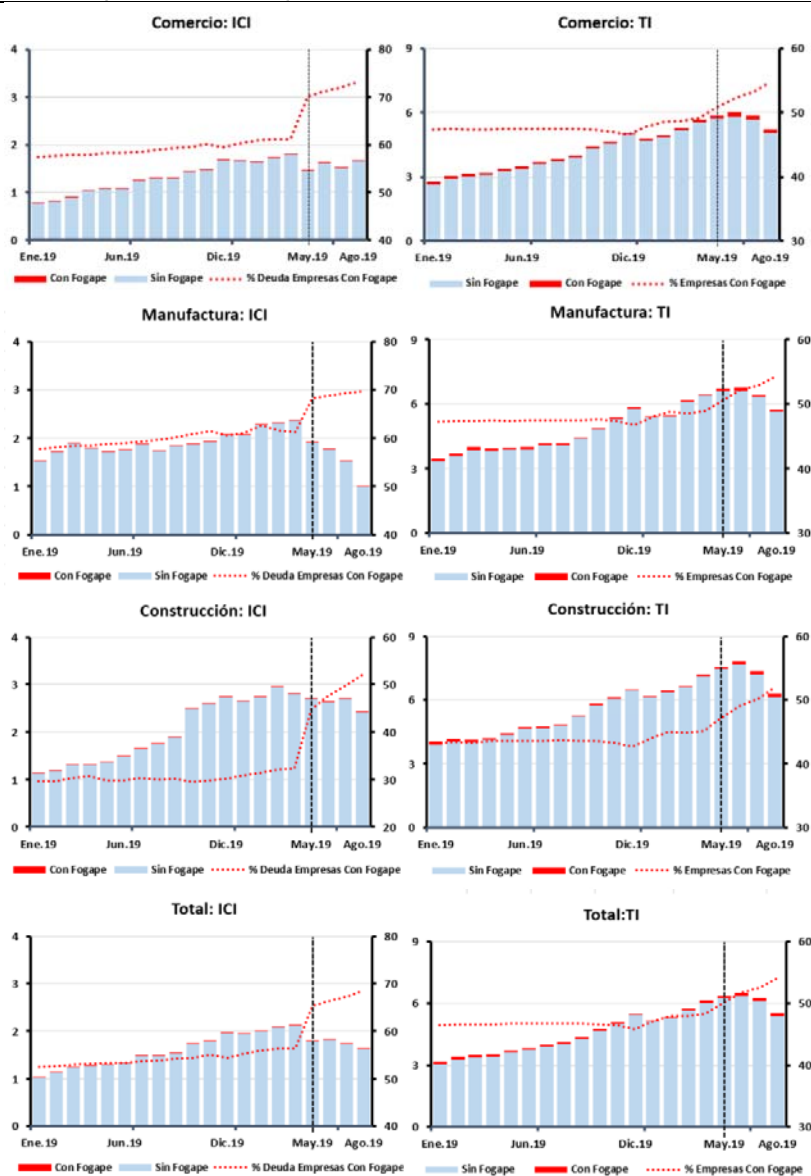
##### *Impago y tasa de incumplimiento recientes*

En términos de riesgo es posible observar que las empresas que recibieron los créditos Fogape – Covid han presentado un mejor comportamiento de pago histórico en términos de Índice de Cuota Impaga (ICI) y en términos de Tasa de Impago (TI) (gráfico 7) <sup>10</sup>. Esta situación es transversal a través de los sectores y es esperable, considerando que uno de los requisitos para acceder al crédito con garantía consiste en no encontrarse en situación de mora en el sistema bancario superior a 30 días, en el caso de las micro y pequeñas empresas al cierre de octubre de 2019 y en el caso de las medianas o grandes, al cierre de marzo del 2020 <sup>11</sup>. Así también, se observa como las empresas que accedieron al crédito Fogape aumentan su participación sobre la deuda total en cada sector a partir del mes de mayo del 2020, “% Deuda Empresas Con Fogape” línea punteada roja, medida en eje derecho.

<sup>10</sup> Para más detalles de medidas de impago ver Fernández y Vásquez (2019a)

<sup>11</sup> La normativa excluye también empresas que no estén sujetas a procedimiento concursal destinado a reorganizar y/o liquidar pasivos y empresas que no estén en cartera deteriorada en su clasificación individual de riesgo por parte de sus acreedores (Fuente: CMF).

Gráfico 7: Índice de Cuota Impaga (ICI) y Tasa de Incumplimiento (TI), empresas con y sin crédito Fogape (\*)  
(porcentaje de la deuda y del número de empresas, respectivamente)



(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas a diciembre 2019 según ventas anuales IVAS (Formulario 29), para acceder a crédito Fogape. Se identifican aquellas que han recibido créditos Fogape entre mayo y agosto del 2020 y se muestra su contribución a los indicadores antes y después de mayo del 2020 (línea vertical punteada), así como su participación sobre la deuda total y sobre el número total de empresas (% Deuda Empresas Con Fogape y % Empresas Con Fogape, respectivamente, ambas medidas en eje derecho). El ICI se calcula como la razón entre cuotas con un atraso superior a 90 días sobre el total de la deuda. TI es la razón entre el número de deudores que ha entrado en impago a más de 90 días sobre el número total de deudores de la cartera correspondiente. Mayor información respecto al cálculo de las medidas de incumplimiento en Fernández y Vásquez (2019a). Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

### Endeudamiento y ventas e impacto en riesgo: Comercio

Utilizando las variables disponibles de endeudamiento y ventas, en esta sección se estima el efecto histórico de éstas en el impago futuro de una empresa. Este ejercicio se centra en el sector Comercio con financiamiento local elegible por ventas para acceder al crédito Fogape - Covid. Se calcula el porcentaje de impago en un año plazo basado en cambios en ventas y en

nivel de endeudamiento del último año. El impago se mide como porcentaje de empresas sobre el total (impago empresa) o porcentaje de la deuda de empresas que caen en impago sobre el total (impago deuda). Para el cambio en ventas se utiliza el cambio en 12 meses de ventas del año que cierra. Para los niveles de endeudamiento se utilizan 6 tramos de endeudamiento.

Los resultados del ejercicio se presentan en las matrices que se muestran a continuación. Éstas contienen los datos de interés, segmentando por crecimiento en ventas y nivel de endeudamiento. En la primera se muestra la distribución de firmas (tabla 1, izquierda) y en la segunda la tasa de impago para cada combinación (derecha).

**Tabla 1: Distribución de empresas (izquierda) y tasa de impago futuro (derecha) por nivel de endeudamiento (filas) y cambio en ventas (columnas) (\*)**  
(porcentaje de empresas sobre el total, porcentaje de empresas en impago sobre total grupo)

	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4		-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
<b>1</b>	2.7	4.1	4.4	5.5	3.1	6.4	6.2	7.5	10.3	<b>1</b>	3.4	2.0	1.2	1.2	0.9	0.7	0.9	1.4	2.3
<b>2</b>	0.9	1.5	1.6	1.9	1.1	2.2	2.3	2.7	2.5	<b>2</b>	6.2	4.3	2.8	2.0	1.9	1.5	2.0	2.6	4.1
<b>3</b>	0.6	1.0	1.0	1.2	0.6	1.3	1.3	1.5	1.3	<b>3</b>	6.2	4.4	3.8	2.5	2.0	2.6	2.3	3.1	4.5
<b>4</b>	1.0	1.5	1.4	1.6	0.8	1.7	1.6	1.7	1.4	<b>4</b>	7.7	5.1	4.1	3.5	2.4	2.7	3.1	3.3	5.5
<b>5</b>	0.8	0.9	0.7	0.7	0.4	0.7	0.6	0.6	0.5	<b>5</b>	9.9	7.7	3.7	3.7	2.7	2.9	3.0	4.2	5.2
<b>6</b>	1.3	0.6	0.4	0.4	0.2	0.4	0.4	0.4	0.5	<b>6</b>	7.6	5.2	3.6	1.8	1.8	1.3	2.3	2.9	2.9

(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas para acceder a crédito Fogape. Se utilizan datos de diciembre desde 2010 hasta 2018. Se mide el impago en 12 meses a futuro. Los tramos de endeudamiento, en las filas, en meses de ventas corresponden a entre 0 y 1, entre 1 y 2, entre 2 y 3, entre 3 y 6, entre 6 y 12 y más de 12. Los tramos de cambios de ventas son caídas mayores a 40%, caídas entre 20% y 40%, caídas entre 20% y 10%, caídas entre 10% y 2%, entre caída de 2% y alza de 2%, alzas entre 2% y 11%, alzas entre 11% y 25%, alzas entre 25% y 67%, alzas sobre 67%. Los colores se determinan usando los quintiles de cada matriz. En distribución los dos primeros quintiles son sin color, y los tres siguientes con un color de más claro a más oscuro. En impago el primer quintil el verde oscuro, el segundo verde claro, el tercero sin color, el cuarto amarillos, el quinto naranja y el 10% superior en rojo. Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

Para explicar las tablas usemos los datos de las esquinas superior e inferior de la última columna de cada matriz. Es decir, empresas con un alza importante en ventas (columna 4, sobre 67% real entre un año y otro) y que tienen un endeudamiento bajo (fila 1, bajo 1 mes) y un endeudamiento alto (fila 6, sobre 12 meses). En el caso de las empresas con endeudamiento bajo un mes, éstas representan el 10,3% del total de empresas, mientras que las con el mayor endeudamiento representan el 0,5% del total de empresas (ver matriz de la izquierda). El impago en un año a futuro alcanza 2,3% y 2,9% respectivamente (ver matriz de la derecha, mismas celdas). Dado el porcentaje de empresas, el grupo relevante en este caso es el de bajo endeudamiento y mientras que el grupo de firmas con un alto endeudamiento corresponde a pocos casos. Esto se apoya visualmente con el color más oscuro de la celda del primer grupo en comparación al segundo grupo, en la matriz de la izquierda.

Las tablas muestran que, en número, las empresas se concentran en niveles de endeudamiento bajos, disminuyendo la concentración al aumentar el endeudamiento salvo algunos casos (ver números y colores más oscuros en la matriz de la izquierda). Mirando el impago aparecen tres combinaciones con impagos en el mayor decil (color rojo), pero corresponden a combinaciones con relativamente pocas empresas. Los casos que concentran la mayor proporción de impagos

son las esquinas excepto alto endeudamiento y aumento de ventas (columna 4 y fila 6 en matriz de la derecha). En el caso de bajo endeudamiento y aumento alto de ventas influye el número de empresas en este grupo, que como veremos después tiene poca deuda, y en los casos de baja en ventas lo que influye es la probabilidad de caída en impago.

Se puede realizar el mismo análisis, pero utilizando el impago ponderado por la deuda de la empresa, donde se observan cambios en especial en la distribución por nivel de endeudamiento (tabla 2).

Tal como se aprecia en la tabla de la izquierda, la deuda se concentra en tramos de alto endeudamiento, a diferencia del número de empresas (ver concentración de colores oscuros en matriz de la izquierda). Por otra parte, las tasas de impago más altas, en rojo, están en combinaciones donde hay relativamente poca deuda. El área que concentra un alto nivel de deuda en impago futuro corresponde a empresas con alto endeudamiento y baja en el crecimiento de ventas (ver concentración de colores naranja y rojo en matriz de la derecha).

**Tabla 2: Distribución de empresas (izquierda) y tasa de impago futuro (derecha) por nivel de endeudamiento (filas) y cambio en ventas (columnas) (\*)**  
(porcentaje de deuda sobre el total, porcentaje de deuda de empresas en impago sobre total grupo)

	-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4		-4	-3	-2	-1	0	1	2	3	4
1	0.1	0.4	0.7	1.1	0.7	1.5	1.4	1.3	0.9	1	5.9	2.0	0.8	0.9	1.0	0.4	0.8	0.8	2.8
2	0.2	0.7	1.1	1.6	1.1	2.3	2.2	2.1	1.1	2	3.6	2.3	1.6	0.8	0.8	1.1	1.1	1.7	2.7
3	0.2	0.8	1.3	1.7	1.1	2.5	2.2	1.8	0.9	3	3.3	2.2	2.5	1.1	0.7	1.7	0.9	1.8	2.5
4	0.7	2.2	2.9	3.6	2.4	5.0	4.8	3.9	1.6	4	5.1	4.2	2.6	2.3	0.9	0.8	0.9	1.5	2.3
5	0.9	2.1	2.3	2.7	1.7	2.8	2.6	2.1	1.0	5	10.1	4.1	2.4	1.6	1.2	2.5	1.0	1.4	1.3
6	2.5	2.6	1.9	3.4	2.6	2.9	1.8	1.8	1.9	6	3.9	2.3	10.0	0.4	0.8	0.2	0.6	1.3	0.9

(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas para acceder a crédito Fogape. Se utilizan datos de diciembre desde 2010 hasta 2018. Se mide el impago en 12 meses a futuro. Los tramos de endeudamiento, en las filas, en meses de ventas corresponden a entre 0 y 1, entre 1 y 2, entre 2 y 3, entre 3 y 6, entre 6 y 12 y más de 12. Los tramos de cambios de ventas son caídas mayores a 40%, caídas entre 20% y 40%, caídas entre 20% y 10%, caídas entre 10% y 2%, entre caída de 2% y alza de 2%, alzas entre 2% y 11%, alzas entre 11% y 25%, alzas entre 25% y 67%, alzas sobre 67%. Los colores se determinan usando los quintiles de cada matriz. En distribución los dos primeros quintiles son sin color, y los tres siguientes con un color de más claro a más oscuro. En impago el primer quintil el verde oscuro, el segundo verde claro, el tercio sin color, el cuarto amarillos, el quinto naranja y el 10% superior en rojo. Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

En resumen, del análisis recién presentado se pueden destacar tres ideas principales en relación al impago futuro. Primero, la distribución basada en número de empresas y deuda es diferente, por lo que se debe considerar que variable es la relevante al estimar modelos de impago. Segundo, las combinaciones endeudamiento/ventas que presentan altos niveles de impago suelen tener una baja proporción de número de empresas o deuda. Tercero, es importante considerar que hay combinaciones deuda y venta con poca información histórica, por lo que hacer extrapolaciones en base a estos datos puede considerar casos puntuales o variables omitidas en este análisis. Este último punto es relevante al estimar un modelo de deuda en riesgo en la situación actual, donde la distribución de empresas y deuda en base a endeudamiento y variación de ventas está en niveles diferentes a los históricos (ver sección 3).

## 5. Una nueva variable en la relación entre deuda y ventas: márgenes de las firmas.

Tal como se documenta en Fernández y Vásquez (2019b), un indicador de endeudamiento basado en ventas anuales muestra una cierta estabilidad a nivel agregado. Este punto sugiere el revisar si esta regularidad se observa a nivel de empresa. En general la respuesta es afirmativa, existe una correlación entre deuda y ventas, pero con cierta dispersión. Para tratar de ajustar de mejor manera esta dispersión se agrega el margen de la empresa siguiendo la metodología de Albagli et al. (2020).

Con estos fines, el dato ideal corresponde a las necesidades de caja de la empresa, las cuales pueden ser cubiertas con uso de recursos propios o nueva deuda. En el presente documento se utilizan las ventas IVA provenientes del Formulario 29 , pero no se cuenta con el plazo de pago, por lo que en una aproximación se utilizan tanto ingresos como costos pero no necesariamente el flujo de caja <sup>12</sup>. Con esta simplificación en mente se utilizan los ingresos menos los costos de material como aproximación del flujo de caja <sup>13</sup>.

En este ejercicio, se analiza el cambio en la deuda a nivel trimestral diferenciando al mismo tiempo el cambio en ventas y en el nivel del margen operacional. El cambio en ventas corresponde al cambio en año móvil cerrando el trimestre con respecto al año móvil que cierra al comienzo del trimestre. El margen corresponde al flujo observado durante el trimestre. En cada una de estas variables se identifican los quintiles con información histórica, todos los trimestres entre abril y junio desde 2014.

Entre el 2014 y 2019 el cambio en la deuda correlacionaba con las ventas y el margen observado (gráfico 8). Por el lado de margen se observa un aumento en la deuda para márgenes en el primer quintil, pero en un monto cercano a cero, mientras que al aumentar las ventas se observa un aumento en el crecimiento de deuda. En el año 2020 se observa un cambio radical en dos aspectos. El primero es el nivel de aumento de deuda, donde se observa un alza en cada quintil observado. El segundo es un cambio en la correlación observada entre ventas y deuda, donde la deuda aumenta en firmas con bajas ventas y márgenes.

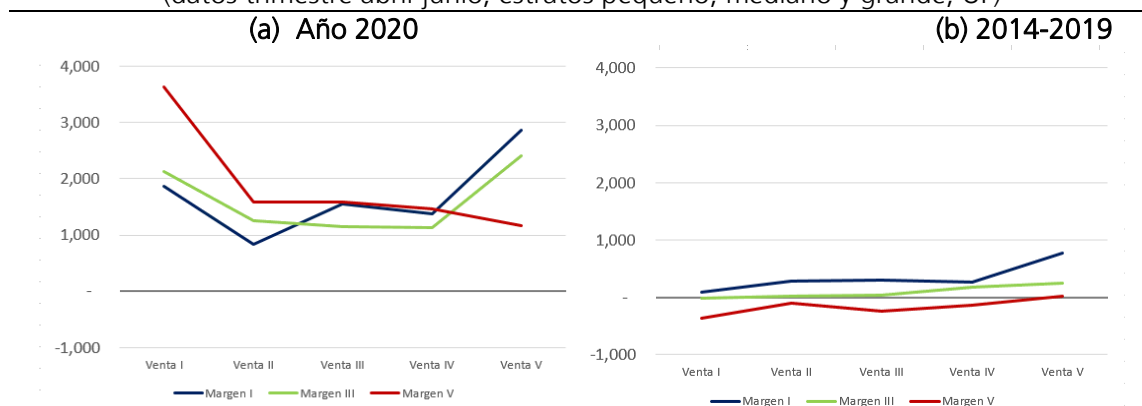
---

<sup>12</sup> Es decir, producto de las restricciones en la información disponible, la aproximación no considera los saldos de cuentas por cobrar y cuentas por pagar.

<sup>13</sup> El ejercicio aquí presentado no incluye los costos de remuneraciones debido a que esta información se entrega con un retraso de cerca de 6 meses. En las conclusiones se deja como trabajo futuro el incorporar esta partida y ver si se afectan conclusiones acá presentadas.

**Gráfico 8: Cambio trimestral en nivel de deuda por empresa según variación de ventas y margen, Comercio con financiamiento local (\*)**

(datos trimestre abril-junio, estratos pequeño, mediano y grande, UF)

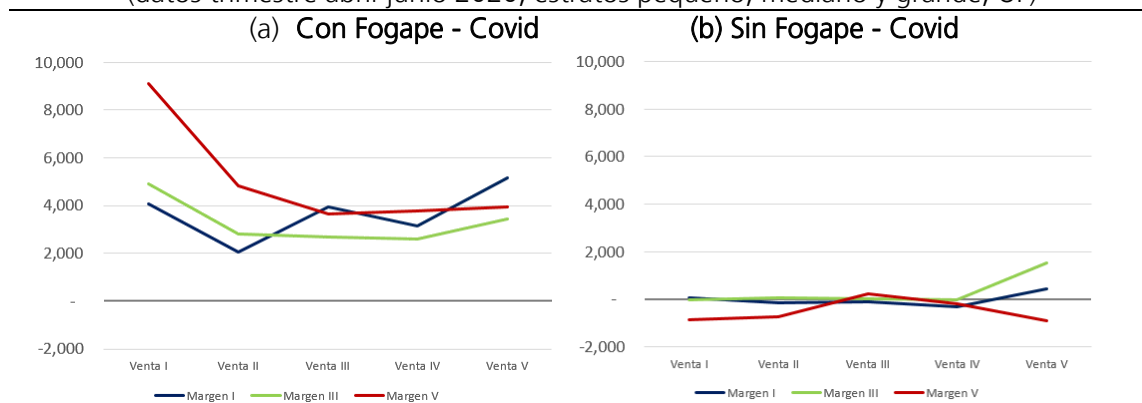


(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas (estratos) según ventas anuales IVAS (Formulario 29), para acceder a crédito Fogape - Covid. Se identifican quintiles de ventas en base al cambio respecto al trimestre anterior y de márgenes en base al flujo observado en el trimestre. Sector Comercio con financiamiento local. Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

La razón de este cambio es fundamentalmente la otorgación de créditos Fogape-Covid, tal como se observa al separar entre empresas que accedieron o no a estos créditos (gráfico 9). El crecimiento de deuda se observó casi exclusivamente en empresas que accedieron a créditos Fogape-Covid. En este grupo destaca el nivel de crecimiento de deuda en empresas con bajo márgenes.

**Gráfico 9: Cambio trimestral en nivel de deuda por empresa por variación de ventas y margen, Comercio con financiamiento local (\*)**

(datos trimestre abril-junio 2020, estratos pequeño, mediano y grande, UF)

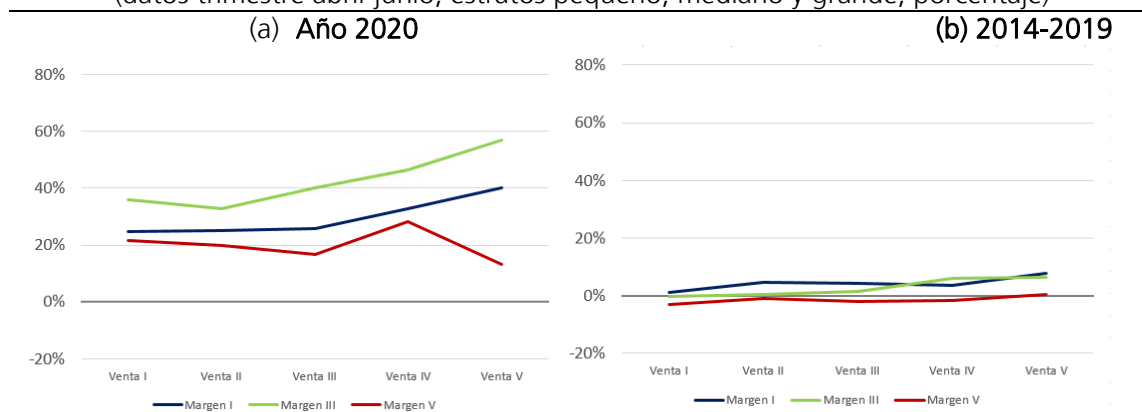


(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas (estratos) según ventas anuales IVAS (Formulario 29), para acceder a crédito Fogape - Covid. Se identifican quintiles de ventas en base al cambio respecto al trimestre anterior y de márgenes en base al flujo observado en el trimestre. Sector Comercio con financiamiento local. Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

Otra forma de observar el impacto en la deuda de empresas en el 2020 es mirar el crecimiento porcentual en el trimestre, no solo en términos monetarios (gráfico 10). Llama la atención que

en términos de crecimiento porcentual las empresas con bajos niveles de crecimiento de ventas no subieron tanto su deuda. Esto se explica por el relativamente alto nivel de deuda de las empresas en ese grupo.

**Gráfico 10: Cambio trimestral en nivel de deuda por empresa por variación de ventas y margen, Comercio con financiamiento local (\*)**  
(datos trimestre abril-junio, estratos pequeño, mediano y grande, porcentaje)



(\*) Sólo considera firmas con financiamiento local y elegibles en términos de ventas (estratos) según ventas anuales IVAS (Formulario 29), para acceder a crédito Fogape - Covid. Se identifican quintiles de ventas en base al cambio respecto al trimestre anterior y de márgenes en base al flujo observado en el trimestre. Sector Comercio con financiamiento local. Fuente: elaboración propia en base a información CMF y SII.

En resumen, el aumento de deuda en el trimestre de abril-junio de 2020 fue muy distinto a los trimestres comparables de años anteriores, tanto en nivel como en relación con margen y ventas. Este punto plantea una dificultad para estimar un modelo de riesgo, pues en el historial se podía considerar que la asignación seguía un cierto equilibrio de mercado (o de negociación banco-empresa) por lo que una desviación de la deuda respecto a los parámetros observados podría incorporar alguna variable no observable (caja disponible, capital de trabajo, otros compromisos de la empresa, historial con el banco, colateral, total de activos por ejemplo). Dado que ahora el aumento de endeudamiento se debe al uso del programa Fogape - Covid se debe ser cuidadoso al utilizar modelos basados en datos históricos.

## 6. Estimación deuda en riesgo

En esta sección final se presentan los resultados obtenidos para estimar la deuda en riesgo actual utilizando un modelo preliminar. Se debe remarcar el carácter de preliminar por las razones expuestas en esta sección. Es decir, se estima el porcentaje de deuda que en términos esperados caería en impago ante una cierta evolución de variables de ventas. Los resultados se presentarán para el sector Comercio con financiamiento local.

La metodología del modelo busca estimar deuda en riesgo ajustando varios aspectos del trabajo de Castro et al. (2019). En particular se incorporan datos a nivel de firma y se busca ajustar el impacto que tendría el enfrentar un período excepcional en términos de variación en ventas y aumento de endeudamiento.

El modelo preliminar tiene varios puntos a considerar. Se estima un modelo de impago a futuro donde se incluyen variables pasadas y una variable se proyecta hasta el periodo de impago. Dado lo anterior, se requiere una proyección de ventas a nivel de firma. Se utilizó la proyección de crecimiento sectorial del IPOM y se distribuye utilizando la relación histórica entre ventas agregadas e individuales. Esta distribución es muy preliminar y es un punto a mejorar. Quizá el punto más relevante es que dado que la situación actual difiere de estándares históricos al medir el endeudamiento y la caída de ventas se debe ser cuidadoso con el modelo a utilizar. Esto debido a que se concentran empresas en combinaciones endeudamiento-evolución de ventas, anormales para los estándares históricos y se puede usar información muy reducida para estimar el impago esperado a futuro. Para considerar la variable a proyectar se utiliza el endeudamiento, ya que la mayor caída de ventas se observa en el segundo trimestre de 2020. El modelo con endeudamiento presenta un menor ajuste que el que incluye ventas, pero permite incluir un indicador que refleja el riesgo futuro. Un tema final es que no es solo el nivel de deuda lo que influye en el riesgo de una empresa, sino que también el costo financiero que enfrenta. Dado que no se cuenta con información de este indicador, y que los nuevos créditos tienen una tasa menor, se buscará a futuro diferenciar por tipo de crédito para la estimación.

Con todo lo anterior el modelo muestra una deuda en riesgo del orden de 2,5% de la deuda comercial de empresas de comercio con financiamiento local elegibles por ventas. A futuro este modelo se mejorará en la proyección de ventas, la evolución de estas dependiendo si se obtuvo financiamiento Fogape o no, tratar de ajustar el impacto de caída de ventas en ventanas de tiempo mayores, buscar una mejor aproximación de variables omitidas (caja), ajuste por costo de crédito, y una mejor modelación de los escenarios futuros.

## **7. Conclusiones**

El crédito Fogape – Covid es una herramienta de política pública destinada a solucionar los problemas de liquidez que han enfrentado las empresas durante la emergencia sanitaria. Si bien parece haber ayudado en este punto, su utilización se ha traducido en un aumento importante de la deuda de las firmas de las firmas, lo que acompañado de una caída en las ventas ha impactado fuertemente en el endeudamiento.

Utilizando información histórica a nivel de micro datos se observa que el impago futuro de las firmas se concentra en aquellas empresas que se encuentran muy endeudadas y que han experimentado caídas importantes en ventas. Lo anterior permite suponer que el impago hubiese aumentado de manera considerable de no haber contado con medidas de mitigación.

La situación actual difiere de lo observado históricamente debido al importante aumento que han experimentado las firmas en la deuda, en especial aquellas que han visto caer sus ventas en el último tiempo. Históricamente firmas con bajos márgenes y bajas ventas no accedían a nuevos créditos, situación que cambió de manera relevante con el Fogape-Covid.

Por todo lo anterior, la estimación de un modelo de impago impone desafíos importantes. Dado que la situación actual difiere de estándares históricos al medir el endeudamiento y la caída de



ventas se debe ser cuidadoso con el modelo a utilizar. Esto debido a que se concentran empresas en combinaciones endeudamiento-evolución de ventas, anormales para los estándares históricos y se puede usar información muy reducida o influida por casos particulares.

La agenda futura de trabajo es amplia, pero principalmente tiene dos líneas. La primera es elaborar un modelo de deuda en riesgo que permita estimar el impago esperado en la situación actual, en particular se buscará incorporar: i) mejores estimaciones de márgenes que incluyan gastos en remuneraciones e inversiones, de forma de aproximarse mejor a un flujo de caja, ii) mejorar la distribución de ventas a nivel de firma y iii) incorporar otras variables financieras que diferencien la deuda en manos de empresas con acceso a crédito Fogape y Ley de Protección de Empleo. El segundo punto es continuar estudiando la relación entre crédito y variables de las firmas como de ventas y márgenes.

## Referencias

ABIF Informa. Cifras Financieras – Septiembre 2020.

Albagli, E., J. Fernández y E. Luttini. 2020. “Necesidades de Financiamiento del Sector Corporativo y el Crédito Bancario”. Mimeo, Banco Central de Chile.

Castro, J.A., E. Cerletti, J. Fernández y F. Vásquez. 2019. “Modelos Predictivos de Impago y Recuperación de Préstamos a Empresas”. Mimeo, Banco Central de Chile.

Comisión para el Mercado Financiero (2020). Créditos Fogape COVID-19 [Internet] Disponible en: <<http://www.cmfchile.cl/portal/principal/605/w3-propertyvalue-29538.html>> [Consultada durante el mes de octubre de 2020]

Fernández, J. y F. Vásquez. 2019a. “Medidas de Incumplimiento de Empresas Chilenas Basadas en Datos Administrativos”. Estudios Económicos Estadísticos N° 128, Banco Central de Chile.

Fernández, J., y F. Vásquez. 2019b. “Un Nuevo Indicador de Endeudamiento de Empresas Chilenas Utilizando Registros Administrativos de Deuda y Actividad”. Estudios Económicos Estadísticos N° 130, Banco Central de Chile.

Informe de Estabilidad Financiera, Segundo Semestre 2019.

## ANEXO N°1: Principales características de las Líneas Fogape – Covid (CMF) <sup>14</sup>.

La línea Fogape – Covid es un programa de garantía estatal que facilita el acceso a financiamiento de capital de trabajo, en mejores condiciones (ej: tasa y meses de gracia), a las personas naturales o jurídicas, que sean empresarios o empresas, que se hayan visto afectadas producto de la pandemia, cumpliendo los requisitos que establece la reglamentación dictada para esos efectos. Este tipo de créditos son entregados por Bancos y Cooperativas de Ahorro y Crédito fiscalizados por la CMF.

Pueden acceder a este programa las personas y empresas que cumplan con los siguientes requisitos:

- Ventas anuales de IVA de hasta UF 1 millón.
- No encontrarse en situación de mora en el sistema bancario. Durante los siguientes períodos: Micro y pequeñas empresas, que no tuviesen una mora superior a 30 días al 31 de octubre de 2019.
- Empresas medianas o grandes que no tuviesen una mora superior a 30 días al 31 de marzo de 2020.
- Empresas que no estén sujetas a un procedimiento concursal destinado a reorganizar y/o liquidar pasivos.
- Empresas que no estén en cartera deteriorada en su clasificación individual de riesgo por parte de sus acreedores.

Condiciones:

- Monto máximo a financiar es de 3 meses de ventas netas de IVA.
- Debe tratarse de créditos reembolsables en cuotas.
- Con plazos entre 24 a 48 meses.
- Período de gracia de al menos 6 meses.
- Reprogramación de los créditos comerciales vigentes en cuotas que mantenga el solicitante con la institución financiera que otorga la línea Fogape – Covid <sup>15</sup>.

La reglamentación establece que cada institución financiera es responsable de decidir si otorga o no el financiamiento con garantías Fogape - Covid conforme a los criterios establecidos en sus políticas internas de riesgo de crédito <sup>16</sup>.

---

<sup>14</sup> Extracto obtenido casi literal de la página de la CMF, ver: [http://www.cmfchile.cl/portal/principal/605/articles-28819\\_preguntas\\_frecuentes.pdf](http://www.cmfchile.cl/portal/principal/605/articles-28819_preguntas_frecuentes.pdf).

<sup>15</sup> Desde el mes de julio la reprogramación de créditos depende del solicitante y no es obligatoria, ver: <http://www.bcn.cl/leychile/navegar?idNorma=1147030>.

<sup>16</sup> Motivos de rechazo del crédito: i) no cumplir con los requisitos de elegibilidad establecidos en el reglamento para este financiamiento, ii) no presentar la documentación adecuada para la evaluación del crédito, iii) banco o cooperativa no participa o no tiene fondos disponibles del programa y iv) no cumplir los criterios establecidos en las políticas internas de riesgo de crédito del banco o cooperativa respectiva.

# Reprogramaciones de créditos: Implicancias de estabilidad financiera

Felipe Cordova

Claudia Toledo

Noviembre 2020

## Abstract

La inusitada profundidad del shock asociado a la pandemia del Covid-19 ha motivado reacciones de políticas inéditas y transversales en el mundo. En particular las reprogramaciones o postergaciones de pagos han sido ampliamente utilizadas en distintas jurisdicciones dado que alivian tensiones financieras de los deudores al diferir pagos ante pérdida de ingresos. En este trabajo se utilizan microdatos de créditos hipotecarios (hogares) y comerciales (empresas) para cuantificar las potenciales implicancias de estabilidad financiera que pudieran tener las masivas reprogramaciones de créditos que se han producido en Chile desde abril 2020. Los resultados indican que aquellos deudores con alta carga financiera, mayor número de créditos y con historial de postergaciones previas tienen una mayor probabilidad de reprogramar. Por otro lado, al evaluar la efectividad de la reprogramación mitigando riesgo de crédito, se observa que la postergación es efectiva limitando aumentos de impago en el corto plazo, sin embargo el efecto se disipa transcurrido un año. Respecto a acceso a financiamiento, las operaciones de reprogramación disminuyen la probabilidad de obtener crédito en el futuro para las personas. Finalmente, se realiza un ejercicio de cuantificación de deuda en riesgo, considerando los patrones históricos de impago de los agentes que han reprogramado tanto en el periodo previo como posterior al inicio de la pandemia.

Clasificación JEL: E24, E30, G21, E60, D12, D14, E51, G33, L85, R31.

Palabras clave: reprogramación, postergación, impago, crédito, hipotecas, pandemia.

# 1 Introducción

La pandemia asociada al Covid-19 ha obligado a implementar medidas de confinamiento que han restringido la generación de ingresos para las firmas y personas a nivel global. Ante la inusitada magnitud y profundidad del shock económico producto de la emergencia sanitaria, distintas instituciones en diversas jurisdicciones han implementado medidas de mitigación para contrarrestar la pérdida de liquidez e ingresos. Una de las políticas más ampliamente utilizada corresponde a la moratoria, postergación o reprogramación de pagos de deudas.

En Chile, a comienzos de abril, la CMF introdujo una modificación normativa en el tratamiento de las provisiones de crédito. Este cambio temporal redujo el costo -al no ser necesario constituir provisiones adicionales- para los bancos y cooperativas de crédito de reprogramar cuotas de créditos. Desde entonces, de acuerdo a lo informado por la CMF hasta fines de agosto, se han realizado sobre 550 mil reprogramaciones de créditos comerciales e hipotecarios, lo cual equivale a 28% de los clientes y 38% del stock de colocaciones de cada cartera (estas cifras han sido 22 y 24% de clientes y colocaciones para las cooperativas, respectivamente).

Esta política ha disminuido la carga financiera de los hogares y empresas, mitigando aumentos de riesgo de crédito en el corto plazo y también disminuyendo los flujos por amortización recibidos por los bancos. El importante aumento, tanto en las operaciones de reprogramación como en los montos reprogramados, hacen que actualmente se hayan alcanzado niveles de créditos con cuotas postergadas nunca antes vistos. Así, surge la motivación para este trabajo, respecto a las implicancias de corto y largo plazo de esta política sobre la estabilidad financiera.

Las preguntas que abordamos en este documento se guardan cercana relación con los puntos abordados en Bergant and Kockerols 2020. Caracterizamos el perfil de quienes han reprogramado créditos hipotecarios y comerciales en Chile usando información a nivel individual. Además, estudiamos el efecto sobre riesgo de crédito tras una reprogramación, en específico nos interesa saber si estas operaciones son efectivas o no evitando el impago, y de ser así, por cuanto tiempo persiste su efecto. Finalmente, nos preguntamos cuales son los efectos respecto de acceso al crédito para un deudor que reprograma.

Gran parte de la experiencia internacional en torno a este tipo de políticas y sus efectos es recopilada en Bergant and Kockerols. Allí se aborda la experiencia de Irlanda, desde tres aspectos principales relacionados a la postergación de créditos. En primer lugar, sobre el perfil de los acreedores y deudores que reprograman créditos. Segundo, los incentivos que tienen los bancos para ofrecer este tipo de programas y, por último, el efecto de estas medidas en la economía y la estabilidad financiera.

Respecto al perfil de deudores y acreedores, estudios como los de Peek and Rosengren 2005, Sekine, Kobayashi, and Saita 2003 y Watanabe 2010 estudian la postergación de créditos en Japón, encontrando que aquellos bancos bajo un mayor estrés financiero otorgaron créditos a deudores deteriorados para evitar el aumento en sus pérdidas por impago en sus balances, por otro lado, en Giannetti and Simonov 2013 se muestra que bancos con bajo nivel del capital y en tensión financiera tienen una mayor probabilidad de otorgar este tipo de extensiones al mantener relaciones con deudores con un perfil de mayor riesgo.

En Europa, Salleo, Homar, and Kick 2015 encuentran que, entre bancos europeos, aquellos financieramente débiles son los que tienen mayor probabilidad de entregar estas facilidades a sus deudores más riesgosos. Para el caso específico de Italia, Schivardi, Sette, and Tabellini

2017 muestran que los bancos con niveles relativamente mas bajos de capital eran menos propensos a suspender un crédito de firmas no viables después de la GFC. En Acharya et al. 2019 se muestra que las instituciones con capital insuficiente tenían mayor probabilidad de otorgar prestamos a empresas mas riesgosas en lugar de sus pares mas solventes, quienes podrían haber invertido el crédito de manera mas rentable. Esto tuvo como resultado efectos reales significativos, materializados en una ralentización de la recuperación económica en el periodo posterior a la GFC, respecto a este tema, los mismos autores, demuestran que medidas como la PTF no se vieron mayormente afectadas en aquel periodo, sin embargo, si condujo a un aumento en la tasa de quiebra de empresas sanas mientras se redujo la misma en empresas no viables.

Dentro de los incentivos que pueden tener los bancos para realizar reprogramaciones y, por tanto, para tener un comportamiento mas riesgoso, se encuentran estudios como los de IMF 2015 y Jassaud et al. 2015 que muestran como la reclasificación de préstamos pendientes a morosos reduce los ingresos operativos netos de los bancos, lo que los obliga a elevar los niveles de provisiones e inmovilizar mas capital social debido a mayores ponderaciones de riesgo sobre los activos deteriorados. Por otro lado, Kogler and Keuschnigg 2017 indican que los bancos débiles intentan evitar la cancelación de prestamos en mora para evitar una violación de los requisitos regulatorios o incluso la insolvencia. En China, Zhang et al. 2016 indica que existe una relación entre altas tasas de prestamos morosos y prestamos riesgosos, lo que puede aumentar el riesgo crediticio de las instituciones individuales y amenazar la estabilidad financiera. En esta misma línea Patti and Kashyap 2017 muestran que los bancos pueden recuperarse significativamente mas rápido de grandes shocks adversos si gestionan a los clientes riesgosos de manera mas agresiva y, por tanto, reducen el riesgo crediticio.

Bergant and Kockerols utilizan datos administrativos de créditos a empresas de Irlanda para el periodo posterior a la GFC, con ellos realizan principalmente tres ejercicios, el primero destinado a obtener un perfil del deudor que reprograma, el segundo a estudiar la relación entre la reprogramación y el impago, y finalmente, el tercero orientado a establecer una relación entre la provisión de nuevos créditos y la reprogramación. Los principales resultados de los autores indican que, para el primer modelo, aquellos deudores con un nivel de riesgo mas alto y con mayor deuda tienen una mayor probabilidad de reprogramar. En relación al segundo modelo, un deudor riesgoso que ya recibió una reprogramación tienen una mayor probabilidad de impago que aquel deudor riesgoso que no reprograma, por otro lado, la reprogramación es efectiva a corto plazo mas no en el largo plazo. Finalmente, se encuentra una relación negativa entre la reprogramación y la obtención de nuevos créditos.

Nuestros principales resultados indican que un deudor con al menos una reprogramación previa y menor nivel de mora tiene una mayor probabilidad de reprogramar nuevamente, resultado consistente en ambos periodos e intensificándose en el segundo, de modo que, se observa una mayor cantidad de deudores sin mora materializada reprogramando en comparación al primer periodo. Por otro lado, la reprogramación de cuotas de créditos (hipotecarios, de consumo o comerciales) no resulta efectiva evitando el impago en el largo plazo. Finalmente se observa que en Hogares, aquellos deudores que presenten reprogramaciones previas tienen una menor probabilidad de obtener un nuevo crédito hipotecario o de consumo.

Además de la introducción, el resto del documento contiene el detalle y hechos estilizados de los datos utilizados en la sección 2. En la sección 3 se presentan la estrategia de estimación y los principales resultados. La sección 4 concluye.

## 2 Datos

Este trabajo se construye sobre lo mostrado en Bergant and Kockerols utilizando microdatos de créditos bancarios a empresas y personas reportados por la banca local a la CMF. Así, los datos disponibles se separan en dos grandes grupos, el primero es referente a la reprogramación de créditos hipotecarios de personas y el segundo es referente a la reprogramación de créditos comerciales en cuotas o de comercio exterior a empresas financiadas principalmente por la banca local.

Para ambos actores los datos se disponen en formato panel, es decir, cada observación corresponde a un par persona/empresa-fecha (mes-año) en donde se tiene registro de la deuda de cada deudor. Para personas se cuenta con datos adicionales como cantidad de créditos hipotecarios (obtenidos a partir de información de la CMF), salarios (obtenidos a partir de información de la SUSESO) y datos demográficos como rango etario, sexo y región (provenientes del SERVEL). Para empresas se cuenta con datos adicionales tales como estrato de ventas, sector económico y número de trabajadores (provenientes del SII).

Por otro lado, en el contexto en el que se desarrolla este estudio, el avance de la pandemia COVID-19 ha gatillado una serie de políticas buscando disminuir la carga financiera sobre actores económicos, de esta manera, a fines de marzo 2020 se produce un cambio en la normativa que facilita la reprogramación de los créditos, de modo que, es posible que las reprogramaciones se estén produciendo bajo una dinámica distinta a la que tenían en el periodo previo al cambio de la normativa. Por lo anterior se decide restringir el periodo en el cual se consideran los datos, abarcando observaciones antes o después del cambio normativo pero no mezclando ambos periodos en una misma estimación.

### 2.1 Hechos estilizados

#### 2.1.1 Hogares

La base de datos utilizada tiene registros a partir del año 2011 de créditos cursados a empresas y personas, en la Figura 1 se visualiza el alza que se experimentó en los montos reprogramados para créditos hipotecarios y comerciales respecto del total de colocaciones (Figura 1a), y la proporción de deudores que han reprogramado para cada tipo de crédito desde el cambio de normativa (Figura 1b). Es claro el aumento en el registro de este tipo de operaciones a partir de fines de abril, así para mediados de agosto 2020 los montos reprogramados en la cartera hipotecaria se acercan a un 38% del total de la cartera, mientras que para créditos comerciales corresponde a un 37%, valor que rodeaba el 13% y 11% respectivamente a fines de abril del mismo año.

Si nos enfocamos en los créditos hipotecarios reprogramados a personas, un acercamiento inicial es estudiar la reprogramación según distintas características de los deudores. En relación al ingreso, en la Figura 2 se visualiza la cantidad de reprogramaciones respecto el total de deudores por quintil de ingreso en los dos periodos identificados. Así en el periodo anterior al cambio de normativa, la mayoría de las reprogramaciones se concentra en los quintiles de menor ingreso, mientras que en el periodo posterior esta concentración se desplaza a las zonas de ingreso medio, así mismo se puede apreciar como las reprogramaciones aumentan considerablemente en cada quintil al comparar un periodo con otro.

Respecto al comportamiento de las reprogramaciones en relación a la deuda, en la Figura 3

se observa la cantidad de reprogramaciones respecto al total de deudores por quintil de deuda, se puede apreciar como en el periodo anterior al cambio de normativa, las reprogramaciones se concentraron en los quintiles de deuda de la zona media alta, mientras que en el periodo posterior esta concentración se mantiene en torno a los quintiles medios alto, intensificándose en el quintil de mayor deuda.

Para complementar ambas visiones, en la Figura 4 se registra el porcentaje de reprogramaciones respecto del total de deudores por quintil de deuda sobre ingreso (RDI), en este caso se puede visualizar que las reprogramaciones se concentraban en los quintiles mas altos, comportamiento que se conserva para el periodo posterior y, al igual que en los casos anteriores, se visualiza un aumento pronunciado de las reprogramaciones en todos los quintiles.

Finalmente en relación a la cantidad de créditos hipotecarios que mantienen los deudores (desde 1 crédito hasta 5 o mas), en la Figura (5a) se refleja la cantidad de reprogramaciones respecto al total de deudores por cantidad de créditos hipotecarios, para el primer periodo de estudio las reprogramaciones eran del orden de 0.3% para aquellos deudores que mantienen un único crédito (81% del total de deudores) hasta 2.3% para el resto de las categorías, para el periodo posterior aumentan las reprogramaciones en todas las categorías, especialmente en aquellos con dos o mas créditos. Complementario a esta perspectiva, en la Figura (5b) se pueden ver los percentiles 25, 50 y 75 de la cantidad de reprogramaciones de cada deudor según la cantidad de créditos que este posea para el segundo periodo, así, la mediana de la cantidad de reprogramaciones para deudores con 2 o 3 créditos es de 1, mientras que para los deudores que mantenían 4 o mas créditos es de 2, es decir, en general, de aquellos deudores con mas de un crédito que reprogramaron, lo hicieron una cantidad de veces inferior a la cantidad de créditos que mantienen.

### 2.1.2 Empresas

La caracterización de empresas se realiza en torno a tres perspectivas, la primera es utilizando los quintiles de deuda de créditos comerciales en cuotas o de comercio exterior, la segunda es respecto los estratos de venta reportados por el SII (año 2018), y la última en torno a los sectores económicos de las empresas registradas.

En la Figura 6 se grafica el porcentaje de reprogramaciones respecto del total de deudores por quintil de deuda (en UF). En general, para los primeros cuatro quintiles hubo un aumento de las reprogramaciones entre un periodo y otro, aumento que se ve pronunciado a medida que la deuda aumenta. La dinámica del ultimo quintil es distinta, de modo que para grandes empresas se reportaron una mayor cantidad de reprogramaciones en el periodo anterior.

En relación al estrato de ventas, en la Figura 7 se muestra el porcentaje de reprogramaciones respecto la cantidad de deudores por estrato de venta (en UF). En este caso, las empresas con ventas registradas hasta las 50.000 UF tendieron a aumentar las reprogramaciones en el segundo periodo de estudio, sin embargo, para aquellas empresas con ventas mayores a 50.000 UF la dinámica se invierte, de modo que, disminuyeron las reprogramaciones para el segundo periodo, no obstante, estas empresas representan una pequeña parte de la muestra, los últimos tres estratos suman cerca de un 3.2% de las observaciones.

Finalmente, en relación al sector económico, en la mayoría de los casos se puede apreciar una mayor cantidad de reprogramaciones en el segundo periodo, únicamente en el caso de Administración Publica, Servicios Personales y Servicios Financieros y Empresariales (sector



con mayor cantidad de observaciones en la muestra) se registra un nivel levemente mayor de reprogramaciones en el periodo previo al cambio de normativa.

### 3 Estrategia de estimación y resultados

#### 3.1 Decisión de reprogramar

Para generar un perfil de los deudores que reprograman se ejecuta el modelo logit especificado en la Ecuación 1 para personas y en la Ecuación 2 para empresas. Cada especificación se estima para el periodo anterior y posterior al cambio de normativa de abril del año 2020.

$$Prob(Rep_{i,t}) = Rep_{i,t-18} + RCI_{i,t} + Num.Cred_{i,t} + Mora_{i,t} \quad (1)$$

$$Prob(Rep_{i,t}) = Rep_{i,t-18} + Prop.Deuda.Venta_{i,t} + Mora_{i,t} + Trab_{i,j} \quad (2)$$

Para personas,  $Rep_{i,t}$  corresponde a una variable binaria que toma valor 1 cuando el deudor  $i$  realiza al menos una reprogramación de crédito hipotecario en el mes  $t$ ,  $Rep_{i,t-18}$  toma valor 1 si el deudor  $i$  realiza al menos una reprogramación de crédito hipotecario en los 18 meses anteriores a  $t$ .  $RCI_{i,t}$  corresponde a la carga financiera sobre ingreso,  $Num.Cred_{i,t}$  corresponde al numero de créditos hipotecarios y  $Mora_{i,t}$  corresponde al logaritmo natural de la mora de 90-180 días. Finalmente se producen variaciones de los modelos en cuanto se agregan efectos fijos de fecha, rango etario y sexo.

Para empresas,  $Rep_{i,t}$  y  $Rep_{i,t-18}$  conservan su definición considerando reprogramaciones de créditos comerciales en cuotas o de comercio exterior,  $Prop.Deuda.Venta_{i,t}$  corresponde al logaritmo natural de la deuda sobre ingreso de la empresa  $i$  en el mes  $t$ ,  $Mora_{i,t}$  corresponde al logaritmo natural de la mora de 90-180 días y  $Trab_{i,j}$  corresponde al logaritmo natural de la cantidad de trabajadores de la empresa  $i$ . Finalmente se producen variaciones de los modelos en cuanto se agregan efectos fijos de fecha y sector económico.

En la Tabla 1 se reúnen los resultados para personas y en la Tabla 2 para empresas.

##### 3.1.1 Perfil de personas

Los resultados para Hogares indican que la probabilidad de reprogramar es mas alta para aquellos deudores que ya cuentan con al menos una reprogramación previa, efecto consistente para ambos periodos en las distintas variaciones presentadas, sin embargo, en el segundo periodo el coeficiente presenta una disminución aunque siguen siendo significativos. En cuanto al resto de las variables explicativas, la mora se relaciona de manera negativa, lo que tiene sentido en cuanto estas operaciones suelen tener requerimientos de una mora inferior a 30 días en la mayoría de los bancos, sin embargo, en el segundo periodo, posterior al cambio de normativa, se observan relativamente mas deudores sin morosidad reprogramando, en contraste con el periodo previo, en donde la morosidad era cercana o ya materializada al realizar la operación. Lo anterior se ve reflejado en la Figura 9 que plantea las probabilidades para distintos niveles de mora considerado ambos periodos para Hogares y Empresas.

Finalmente, el numero de créditos se relaciona de manera positiva, efecto que se intensifica para el segundo periodo, y el RCI mantiene una relación positiva y consistente en los distintos escenarios planteados.

### 3.1.2 Perfil de empresas

Para empresas, el comportamiento en cuanto a las reprogramaciones anteriores se repite, de modo que la probabilidad de reprogramar es mayor de tener una reprogramación previa, así mismo, el coeficiente se reduce pero mantiene su significancia. Para el resto de las variables explicativas la proporción deuda venta tiene una relación positiva con la reprogramación, la cual se mantiene en cuanto a impacto y significancia en los distintos modelos planteados, por otro lado, la mora se relaciona de manera negativa, significativa y constante en los seis modelos sin variar mayormente el valor del coeficiente entre un periodo y otro. Finalmente la cantidad de trabajadores tiene un efecto positivo y significativo en ambos periodos, siendo de mayor impacto antes del cambio de normativa.

En la Figura 10 se representa graficamente como influye una reprogramación previa en la probabilidad de volver a reprogramar tanto para empresas como para hogares.

En la Figura 10a se refleja la situación para hogares. La probabilidad de reprogramar sin una reprogramación previa en los últimos 18 meses se encuentra en torno al 0.02% para el periodo previo a abril, esta misma aumenta a un 0.03% para el periodo posterior, en cuanto a la reincidencia, esta aumenta desde un 0.09% hasta un 1.11% aproximadamente.

En el caso de Empresas, en la Figura 10b las probabilidades sufren un aumento mayor, de modo que, previo a abril la probabilidad de reprogramar sin una reprogramación en los últimos 18 meses eran cercanas al 0.1%, esta probabilidad aumenta hasta un 1% en el periodo posterior. En cuanto a la reincidencia, en el periodo previo a abril 2020 esta alcanzaba una probabilidad de un 2.5% aproximadamente, la cual asciende hasta 6.1% en el periodo posterior.

## 3.2 Implicancias sobre el impago

Para determinar las posibles implicancias sobre el impago, se construye el modelo logit (Ecuación 3) para personas y (Ecuación 4) para empresas, ambas especificaciones toman observaciones únicamente del periodo anterior al cambio de normativa dada la cantidad de datos disponibles.

$$Prob(Mora.b_{i,t}) = Rep_{i,t-x} + RCI_{i,t} + Num.Cred_{i,t} \quad (3)$$

$$Prob(Mora.b_{i,t}) = Rep_{i,t-18} + Prop.Deuda.Venta_{i,t} + Mora_{i,t} + Trab_{i,j} \quad (4)$$

Para personas,  $Mora.b_{i,t}$  corresponde a una variable binaria que toma valor 1 cuando el deudor  $i$  tiene una mora sobre 90 días mayor a 0 en el mes  $t$ ,  $Rep_{i,t-x}$  también es una variable binaria, toma valor 1 si el deudor  $i$  realiza al menos una reprogramación de crédito hipotecario en los  $x$  meses anteriores a  $t$  ( $x$  toma valores de 0, 6, 12 y 18). Finalmente se producen variaciones de los modelos al agregar alternativamente efectos fijos de fecha, rango etario y sexo.

Para empresas, la definición de  $Mora.b_{i,t}$  se mantiene en cuanto considera mora en créditos comerciales en cuotas o de comercio exterior, lo mismo sucede con  $Rep_{i,t-x}$ . Los regresores  $Prop.Deuda.Venta_{i,t}$  y  $Trab_{i,j}$  se integran utilizando logaritmo natural en las regresiones. Finalmente se producen variaciones de los modelos al agregar alternativamente efectos fijos de fecha y sector económico.

### 3.2.1 Riesgo de crédito en personas

Los resultados para hogares respecto de la reprogramación previa (Tabla 3) indican que esta tiene un efecto no significativo de corto plazo (reprogramación instantánea o de un mes de antigüedad) sin embargo, la dirección de los coeficientes de (4), (5) y (6) indican una menor probabilidad de impago. Al analizar un plazo mayor, de 6, 12 o 18 meses, la reprogramación previa se vuelve significativa en todos los escenarios planteados manteniendo de manera constante una relación positiva, esto indica que en el largo plazo un deudor que reprograma tiene una mayor probabilidad de caer en impago que un deudor que no reprogramó previamente, así, la reprogramación puede ser una medida de mitigación con un efecto en el corto plazo, sin embargo, no es efectiva en el largo plazo, de modo que finalmente los deudores no evitan el impago.

Lo anterior puede estar explicado por dos mecanismos principales según Bergant and Kockerols 2020, el primero es que exista un sesgo de selección, puesto que estas medidas se conceden a los individuos en mayor riesgo de impago en un intento de prevenirlo (práctica conocida como *evergreen*), o bien los individuos pueden actuar estratégicamente y pedir una reprogramación sabiendo que entrarán en impago eventualmente.

Alternativamente, se plantea el modelo variando la definición de  $Mora.b_{i,t}$ , de modo que ahora no solo considera el impago de crédito hipotecarios, si no también el impago de créditos de consumo ( $Mora.c_{i,t}$ ), estos resultados se reúnen en la Tabla 4. En este caso una reprogramación previa se relaciona de manera positiva y significativa en todos los escenarios planteados, una posible explicación es que frente al incumplimiento de una deuda hipotecaria o de consumo, los deudores prefieren dejar de pagar el crédito hipotecario al final.

Respecto al resto de las variables explicativas,  $RCI$  mantiene una relación positiva y significativa en todos los escenarios, así un deudor con una mayor carga financiera tiene una mayor probabilidad de caer en impago hipotecario o de consumo. Por otro lado, el comportamiento respecto el número de créditos es distinto para cada estimación, por un lado, al considerar solo impago hipotecario el número de créditos tiene una relación positiva al no considerar efectos fijos y se vuelve negativa de manera consistente al evaluar un mayor plazo (columnas 13, 14 y 15), sin embargo, al incorporar el impago de consumo, el coeficiente se vuelve negativo de manera consistente en todos los escenarios planteados.

### 3.2.2 Riesgo de crédito en empresas

Los resultados para Empresas (Tabla 5) respecto la reprogramación indican un efecto más claro en el corto plazo, de modo que, frente a una reprogramación contemporánea o de un mes de antigüedad hay una menor probabilidad de impago (efecto significativo), sin embargo, en el largo plazo (6, 12 o 18 meses) la probabilidad de impago aumenta, así se repite el efecto observado en hogares en donde, una reprogramación previa en el corto plazo disminuye las probabilidades de impago, sin embargo este efecto se invierte en el largo plazo.

Respecto al resto de los regresores, la razón de deuda sobre venta tiene una relación positiva, significativa y constante en los distintos modelos realizados, así, las empresas con mayor nivel de apalancamiento tienen una mayor probabilidad de impago, el efecto tiende a ser ligeramente mayor al agregar efectos fijos por sector. Finalmente los trabajadores tienen una relación negativa con el impago, indicando que empresas de menor tamaño (en cuanto a número de trabajadores) tienen una mayor probabilidad de impago, al igual que con el

apalancamiento, el efecto aumenta levemente al agregar efectos fijos por sector.

En la Figura 11 se encuentran los efectos marginales para los distintos periodos de reprogramación considerados para Hogares y para Empresas, de modo que se puede ver de manera mas directa el efecto de una reprogramación previa sobre la probabilidad de impago en los distintos escenarios planteados.

Por último en la Figura 12 se computan las probabilidades de impago para Hogares (impago hipotecario e impago hipotecario o de consumo) y para Empresas (impago comercial).

En la Figura 12a y 12b se refleja la situación de Hogares considerando el primer periodo de estudio, así la probabilidad de impago hipotecario asociada a ninguna reprogramación en los últimos 18 meses es de alrededor de un 1%, la cual asciende a un 9.2% al contar con al menos una reprogramación previa. Por otro lado, la probabilidad de impago hipotecario o de consumo es de un 11% sin ninguna medida anterior, la que aumenta a un 50% en caso de contar con al menos una reprogramación hipotecaria previa en los últimos 18 meses.

En el caso de empresas, en la Figura 12c las probabilidades de impago son de un 5.8% en el caso de no contar con reprogramaciones previas y de un 16% en el caso de si contar con ellas. Para este caso nos acercamos a los niveles reportados por Bergant and Kockerols 2020 para deudores riesgosos en donde las probabilidades oscilaban entre un 7 y 9.25% respectivamente.

### 3.3 Reprogramaciones y acceso al crédito

Para estudiar el efecto de las reprogramaciones en la provisión de nuevos créditos se estiman dos especificaciones (Ecuación 5 y 6) para hogares y uno para empresas (Ecuación 7).

$$Prob(NC.C_{i,t}) = Rep_{i,t-x} + RCI_{i,t} + Num.Cred_{i,t} \quad (5)$$

$$Prob(NC.CH_{i,t}) = Rep_{i,t-x} + RCI_{i,t} + Num.Cred_{i,t} \quad (6)$$

$$Prob(NC.CO_{i,t}) = Rep_{i,t-18} + Prop.Deuda.Venta_{i,t} + Trab_{i,j} \quad (7)$$

$NC.C_{i,t}$ ,  $NC.CH_{i,t}$  y  $NC.CO_{i,t}$  corresponde a variables binarias que toman el valor 1 cuando el deudor  $i$  (persona para los dos primeros y empresas para el tercero) obtuvo al menos un crédito (de consumo, consumo o hipotecario, y comercial respectivamente) en el mes  $t$ , 0 en caso de que no se registre la obtención de un crédito<sup>1</sup>. El resto de las variables conservan la definición mencionada para los modelos previos.

Para hogares, los resultados respecto de un nuevo crédito de consumo y nuevo crédito de consumo o hipotecario se reúnen en las Tablas 6 y 7 respectivamente, para empresas los resultados respecto nuevo crédito comercial se reúnen en la Tabla 8.

#### 3.3.1 Acceso al crédito en personas

Para hogares, los principales resultados indican una relación negativa, significativa y consistente en las distintas estimaciones con reprogramaciones previas en ambos modelos, de

---

<sup>1</sup>No hay registros sobre solicitudes de créditos negadas, en este caso solamente conocemos créditos concedidos

modo que, la obtención de un nuevo crédito es mas probable para un deudor sin reprogramaciones previas. En cuanto al numero de créditos, se relaciona de manera positiva con la probabilidad de un nuevo crédito al igual que el RCI. Este hallazgo esta en linea con los resultados de Bergant and Kockerols 2020 en donde se encuentra evidencia de que los bancos que reprograman deudas están menos dispuestos a extender nuevos créditos a los mismos deudores o a aceptar nuevos.

### **3.3.2 Acceso al crédito en empresas**

Para empresas la dinámica es distinta, de modo que, frente a reprogramaciones previas es mas probable la obtención de un nuevo crédito, esto se puede observar a través de todos los modelos realizados manteniendo la significancia entre ellos. Lo anterior puede relacionarse con empresas en donde su modelo de negocio se basa en relaciones contractuales largas, subyacentes a sucesivos proyectos que pueden tener distintos grados de éxito, en constaste con el caso hipotecario, donde la compra del activo tiene una naturaleza no productiva.

Finalmente la razón deuda venta y la cantidad de trabajadores se relacionan de manera positiva y significativa, así aquellas empresas con mayor apalancamiento y mayor tamaño (en relación al numero de trabajadores) tienen un mayor probabilidad de obtener un nuevo crédito.

## **3.4 Reincidencia y Deuda en Riesgo**

A partir de los datos disponibles es posible identificar aquellos deudores que han reprogramado en mas de una ocasión desde el año 2012.

La Figura 13 se reúnen las reprogramaciones nuevas y reincidentes para Hogares y Empresas para el segundo periodo de estudio, posterior al cambio de normativa.

En la Figura 13a se grafican las reprogramaciones reincidentes y nuevas respecto del total de reprogramaciones del segundo periodo en Hogares, de esta manera se puede ver que la mayor cantidad de reprogramaciones reincidentes se ejecutaron en mayo y posteriormente en julio, mientras que aquellos deudores que reprogramaron por primera vez lo hicieron principalmente en abril y julio. En general, respecto del segundo periodo, un 13% de las reprogramaciones correspondieron a deudores que lo habían hecho al menos una vez en el periodo previo a abril (reincidentes).

La versión de empresas se encuentra en la Figura 13b, en este caso las reincidencias se manifiestan distribuidas en el tiempo, mostrando un nivel similar en cada mes disminuyendo hacia septiembre. Por otro lado, aquellos deudores que reprogramaban por primera vez concentraron las reprogramaciones en mayo sin embargo en abril se encuentran niveles similares. En general, respecto de las reprogramaciones del segundo periodo, un 25% de las reprogramaciones corresponden a reincidentes.

La reincidencia es relevante dado que la evidencia indica que en hogares los deudores reincidentes tienen hasta seis veces mayor probabilidad de impago que aquellos que reprograman por primera vez, en el caso de empresas la proporción disminuye, sin embargo, la probabilidad de impago de reincidentes sigue siendo mayor. Utilizando este hecho estilizado junto al modelo de impago de la sección previa, es posible computar un estadístico de deuda en riesgo para las distintas carteras. Se define deuda en riesgo como la probabilidad de impago multiplicada por el saldo adeudado.

Dado lo anterior se definen dos escenarios extremos. En el primer escenario se consideran quienes han reprogramado recientemente tendrán la probabilidad de impago implícita de acuerdo a sus características individuales. En el segundo escenario, se asume que todos quienes han reprogramado mostraran probabilidad de impago como la de aquellos que son reincidentes.

Los resultados obtenidos indican que para Hogares la deuda hipotecaria en riesgo se ubicaría entre 0.3 y 3% del PIB dependiendo del escenario que se analice. Mientras que para Empresas la deuda comercial en riesgo se encontraría entre 0.1 y 0.4% del PIB respectivamente.

## 4 Reflexiones finales

La postergación y reprogramación de pagos ha sido una política de mitigación ampliamente utilizada tanto en Chile como en otras jurisdicciones durante la actual coyuntura. Localmente, esta medida ha probado ser efectiva, limitando la ocurrencia de episodios de impago. Sin embargo, es importante destacar la tensión de este resultado con sus potenciales implicancias futuras de estabilidad financiera, especialmente en un escenario que mantenga el deterioro económico por un tiempo prolongado.

La evidencia indica que, al reprogramar, además de postergar los pagos, se posterga el riesgo de crédito, el cual se puede incrementar hacia adelante. Si bien las reprogramaciones históricas tenían una naturaleza distinta a las vistas desde abril, estos resultados sirven como una alerta ante los eventuales costos futuros de este tipo de medidas de mitigación.

## References

- [1] Viral V Acharya et al. “Whatever It Takes: The Real Effects of Unconventional Monetary Policy.” In: *The Review of Financial Studies* 32.9 (Jan. 2019), pp. 3366–3411. ISSN: 0893-9454. DOI: 10.1093/rfs/hhz005. eprint: <https://academic.oup.com/rfs/article-pdf/32/9/3366/32892875/hhz005.pdf>. URL: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz005>.
- [2] Katharina Bergant and Thore Kockerols. “Forbearance Patterns in the Post-Crisis Period.” In: *International Monetary Fund, Inc* (July 2020).
- [3] Mariassunta Giannetti and Andrei Simonov. “On the Real Effects of Bank Bailouts: Micro Evidence from Japan.” en. In: *American Economic Journal: Macroeconomics* 5.1 (Jan. 2013), pp. 135–167. ISSN: 1945-7707, 1945-7715. DOI: 10.1257/mac.5.1.135. URL: <https://pubs.aeaweb.org/doi/10.1257/mac.5.1.135> (visited on 10/19/2020).
- [4] IMF. “Euro Area Policies; Selected Issues.” In: 15/205 (July 2015). URL: <https://ideas.repec.org/p/imf/imfscr/15-205.html>.
- [5] Nadège Jassaud et al. “A Strategy for Developing a Market for Nonperforming Loans in Italy.” en. In: *IMF Working Papers* 15.24 (2015), p. 1. ISSN: 1018-5941. DOI: 10.5089/9781498337984.001. URL: <http://elibrary.imf.org/view/IMF001/22341-9781498337984/22341-9781498337984/22341-9781498337984.xml> (visited on 10/19/2020).
- [6] Michael Kogler and Christian Keuschnigg. “Schumpeterian Banks: Credit Reallocation and Capital Requirements.” In: 168229 (2017). URL: <https://ideas.repec.org/p/zbw/vfsc17/168229.html>.
- [7] Emilia Bonaccorsi di Patti and Anil Kashyap. “Which Banks Recover From Large Adverse Shocks?” In: 23654 (Aug. 2017). URL: <https://ideas.repec.org/p/nbr/nberwo/23654.html>.
- [8] Joe Peek and Eric S Rosengren. “Unnatural Selection: Perverse Incentives and the Misallocation of Credit in Japan.” en. In: *American Economic Review* 95.4 (Aug. 2005), pp. 1144–1166. ISSN: 0002-8282. DOI: 10.1257/0002828054825691. URL: <https://pubs.aeaweb.org/doi/10.1257/0002828054825691> (visited on 10/19/2020).
- [9] Carmelo Salleo, Timotej Homar, and Heinrich Kick. “What drives forbearance - evidence from the ECB Comprehensive Assessment.” In: 1860 (Oct. 2015). URL: <https://ideas.repec.org/p/ecb/ecbwps/20151860.html>.
- [10] Fabiano Schivardi, Enrico Sette, and Guido Tabellini. “Credit Misallocation During the European Financial Crisis.” en. In: *SSRN Electronic Journal* (2017). ISSN: 1556-5068. DOI: 10.2139/ssrn.3051189. URL: <https://www.ssrn.com/abstract=3051189> (visited on 10/19/2020).
- [11] Toshitaka Sekine, Keiichiro Kobayashi, and Yumi Saita. “Forbearance Lending: The Case of Japanese Firms.” In: *Monetary and Economic Studies* 21.2 (Aug. 2003), pp. 69–92. URL: <https://ideas.repec.org/a/ime/imemes/v21y2003i2p69-92.html>.

- [12] Wako Watanabe. “Does a large loss of bank capital cause Evergreening? Evidence from Japan.” en. In: *Journal of the Japanese and International Economies* 24.1 (Mar. 2010), pp. 116–136. ISSN: 08891583. DOI: 10.1016/j.jjie.2010.01.001. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S088915831000002X> (visited on 10/19/2020).
- [13] Dayong Zhang et al. “Non-performing loans, moral hazard and regulation of the Chinese commercial banking system.” en. In: *Journal of Banking & Finance* 63 (Feb. 2016), pp. 48–60. ISSN: 03784266. DOI: 10.1016/j.jbankfin.2015.11.010. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378426615003192> (visited on 10/19/2020).



Table 1: Probabilidad de reprogramar en hogares

	<i>Variable Dependiente:</i>					
	Periodo antes de abril 2020			Periodo después de abril 2020		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Repro(t-18)	1.743*** (0.261)	1.669*** (0.260)	1.668*** (0.261)	1.080*** (0.095)	1.360*** (0.098)	1.352*** (0.098)
log(Mora)	-0.006 (0.033)	-0.003 (0.033)	-0.003 (0.033)	-0.111*** (0.037)	-0.121*** (0.037)	-0.122*** (0.037)
Num. Cred	0.478*** (0.053)	0.467*** (0.053)	0.470*** (0.053)	0.922*** (0.020)	0.914*** (0.020)	0.909*** (0.020)
RCI	0.010*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.018*** (0.002)	0.019*** (0.002)	0.019*** (0.002)
$R^2$	0.0116	0.0385	0.0396	0.0787	0.0924	0.0931
Efectos fijos	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo
Observaciones	8,587,730	8,514,073	8,514,073	1,855,418	1,836,455	1,836,455

*Note:* \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 2: Probabilidad de reprogramar en empresas

	<i>Variable Dependiente:</i>					
	Periodo antes de abril			Reprogramar		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Repro(t-18)	3.450*** (0.019)	3.453*** (0.019)	3.312*** (0.019)	2.279*** (0.017)	2.288*** (0.017)	2.183*** (0.017)
log(Deuda/Venta)	0.459*** (0.009)	0.460*** (0.009)	0.476*** (0.010)	0.310*** (0.010)	0.310*** (0.010)	0.411*** (0.011)
log(Mora1)	-0.059*** (0.003)	-0.059*** (0.003)	-0.058*** (0.003)	-0.050*** (0.003)	-0.051*** (0.003)	-0.054*** (0.003)
log(Trabajadores)	0.342*** (0.005)	0.342*** (0.005)	0.357*** (0.005)	0.093*** (0.005)	0.092*** (0.005)	0.086*** (0.005)
$R^2$	0.2872	0.289	0.2992	0.1194	0.1442	0.1245
Efectos fijos	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector
Observaciones	2,313,159	2,313,159	2,313,159	833,065	833,065	833,065

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 3: Probabilidad de impago hipotecario en hogares

	Variable Dependiente:														
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
	Mora.b														
Repro	0.378 (0.358)	0.357 (0.358)	0.376 (0.358)												
Repro(t-1)				-0.128 (0.335)	-0.209 (0.335)	-0.243 (0.335)									
Repro(t-6)							0.311*** (0.061)	0.226*** (0.061)	0.183*** (0.061)						
Repro(t-12)										1.848*** (0.020)	1.804*** (0.020)	1.762*** (0.020)			
Repro(t-18)													2.502*** (0.012)	2.491*** (0.012)	2.448*** (0.013)
RCI	0.007*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)
Núm. Cred.	0.050*** (0.005)	0.024*** (0.005)	-0.025*** (0.005)	0.050*** (0.005)	0.024*** (0.005)	-0.025*** (0.005)	0.046*** (0.005)	0.023*** (0.005)	-0.025*** (0.005)	0.021*** (0.005)	0.012** (0.005)	-0.036*** (0.005)	-0.013*** (0.005)	-0.013*** (0.005)	-0.059*** (0.005)
Efectos fijos	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo
$R^2$	1e-04	7e-04	0.0101	1e-04	8e-04	0.0101	1e-04	8e-04	0.0101	0.0043	0.005	0.0141	0.005	0.0141	0.0101
Observaciones	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,285,569	8,514,073	8,514,073	8,955,748	8,514,073	8,514,073	8,587,730	8,514,073	8,514,073

Note:

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 4: Probabilidad de impago consumo o hipotecario en hogares

		<i>Variable Dependiente:</i>														
		Mora.c														
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	
Repro	1.390*** (0.118)	1.352*** (0.120)	1.336*** (0.120)													
Repro(t-1)				1.645*** (0.081)	1.575*** (0.081)	1.547*** (0.081)										
Repro(t-6)				1.844*** (0.017)	1.784*** (0.018)	1.767*** (0.018)										
Repro(t-12)							2.031*** (0.011)	1.998*** (0.011)	1.981*** (0.011)							
Repro(t-18)										2.156*** (0.009)	2.147*** (0.009)	2.129*** (0.009)				
RCI	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.005*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.008*** (0.001)	
Num. Cred.	-0.443*** (0.003)	-0.466*** (0.003)	-0.484*** (0.003)	-0.443*** (0.003)	-0.466*** (0.003)	-0.485*** (0.003)	-0.455*** (0.003)	-0.474*** (0.003)	-0.492*** (0.003)	-0.481*** (0.003)	-0.487*** (0.003)	-0.504*** (0.003)	-0.503*** (0.003)	-0.503*** (0.003)	-0.520*** (0.003)	
Efectos fijos	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	No	Fecha	Fecha, edad y sexo	
R <sup>2</sup>	0.0054	0.0064	0.0124	0.0054	0.0064	0.0124	0.0072	0.0081	0.014	0.011	0.0115	0.0174	0.0161	0.0162	0.022	
Observaciones	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,285,569	8,514,073	8,514,073	8,955,748	8,514,073	8,514,073	8,587,730	8,514,073	8,514,073	

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 5: Probabilidad de impago en empresas

	<i>Variable Dependiente:</i>														
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
Repro	-0.244*** (0.040)	-0.348*** (0.041)	-0.393*** (0.041)												
Repro(t-1)				-0.264*** (0.041)	-0.381*** (0.041)	-0.429*** (0.041)									
Repro(t-6)							0.493*** (0.016)	0.390*** (0.016)	0.298*** (0.016)						
Repro(t-12)										1.000*** (0.011)	0.947*** (0.011)	0.845*** (0.011)			
Repro(t-18)													1.234*** (0.009)	1.221*** (0.010)	1.116*** (0.010)
log(Deuda/Venta)	0.371*** (0.003)	0.358*** (0.003)	0.535*** (0.004)	0.368*** (0.003)	0.359*** (0.003)	0.535*** (0.004)	0.348*** (0.003)	0.351*** (0.003)	0.529*** (0.004)	0.329*** (0.003)	0.336*** (0.003)	0.514*** (0.004)	0.320*** (0.003)	0.323*** (0.003)	0.500*** (0.004)
log(Trabajadores)	-0.222*** (0.002)	-0.260*** (0.002)	-0.324*** (0.002)	-0.225*** (0.002)	-0.260*** (0.002)	-0.324*** (0.002)	-0.247*** (0.002)	-0.267*** (0.002)	-0.329*** (0.002)	-0.277*** (0.002)	-0.282*** (0.002)	-0.343*** (0.002)	-0.297*** (0.002)	-0.296*** (0.002)	-0.355*** (0.002)
Efectos fijos	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector
R <sup>2</sup>	0.0242	0.0319	0.0723	0.0244	0.0319	0.0723	0.0263	0.0323	0.0725	0.0305	0.037	0.0763	0.0413	0.0434	0.0818
Observaciones	2,793,096	2,313,159	2,313,159	2,770,433	2,313,159	2,313,159	2,651,026	2,313,159	2,313,159	2,487,615	2,313,159	2,313,159	2,313,159	2,313,159	2,313,159

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 6: Probabilidad de obtener un nuevo crédito de consumo

	<i>Variable Dependiente:</i>														
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
Repro(t)	-0.580 (0.381)	-0.475 (0.382)	-0.489 (0.382)												
Repro(t-1)				-0.769** (0.304)	-0.710** (0.304)	-0.730** (0.304)									
Repro(t-6)							-1.714*** (0.109)	-1.661*** (0.109)	-1.669*** (0.109)						
Repro(t-12)										-1.759*** (0.074)	-1.724*** (0.074)	-1.732*** (0.074)			
Repro(t-18)													-1.518*** (0.052)	-1.504*** (0.052)	-1.513*** (0.052)
Num. Cred	0.184*** (0.003)	0.197*** (0.003)	0.193*** (0.003)	0.184*** (0.003)	0.197*** (0.003)	0.193*** (0.003)	0.186*** (0.003)	0.198*** (0.003)	0.194*** (0.003)	0.193*** (0.003)	0.199*** (0.003)	0.195*** (0.003)	0.198*** (0.003)	0.199*** (0.003)	0.195*** (0.003)
RCI	-0.0003 (0.001)	0.0003 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.0003 (0.001)	0.0003 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.0003 (0.001)	0.0003 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.0004 (0.001)	0.0003 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.0002 (0.001)	0.001 (0.001)
$R^2$	0.0014	0.003	0.0051	0.0014	0.0031	0.0051	0.0017	0.0032	0.0053	0.0021	0.0035	0.0056	0.0025	0.0037	0.0058
Observaciones	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,285,569	8,514,073	8,514,073	8,955,748	8,514,073	8,514,073	8,587,730	8,514,073	8,514,073

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 7: Probabilidad de obtener un crédito nuevo: consumo o hipotecario

	<i>Variable Dependiente:</i>														
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
Repro(t)	-0.593 (0.381)	-0.486 (0.382)	-0.502 (0.382)												
Repro(t-1)				-0.775** (0.304)	-0.714** (0.304)	-0.734** (0.304)									
Repro(t-6)							-1.718*** (0.109)	-1.665*** (0.109)	-1.672*** (0.109)						
Repro(t-12)										-1.762*** (0.074)	-1.727*** (0.074)	-1.736*** (0.074)			
Repro(t-18)													-1.521*** (0.052)	-1.507*** (0.052)	-1.516*** (0.052)
Num. Cred	0.186*** (0.003)	0.200*** (0.003)	0.196*** (0.003)	0.186*** (0.003)	0.200*** (0.003)	0.196*** (0.003)	0.189*** (0.003)	0.200*** (0.003)	0.197*** (0.003)	0.196*** (0.003)	0.201*** (0.003)	0.197*** (0.003)	0.201*** (0.003)	0.202*** (0.003)	0.198*** (0.003)
RCI	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.004*** (0.001)	0.004*** (0.001)
$R^2$	0.0016	0.0031	0.0052	0.0016	0.0032	0.0052	0.0018	0.0034	0.0055	0.0026	0.0036	0.0057	0.0026	0.0038	0.006
Observaciones	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,360,769	8,514,073	8,514,073	9,285,569	8,514,073	8,514,073	8,955,748	8,514,073	8,514,073	8,587,730	8,514,073	8,514,073

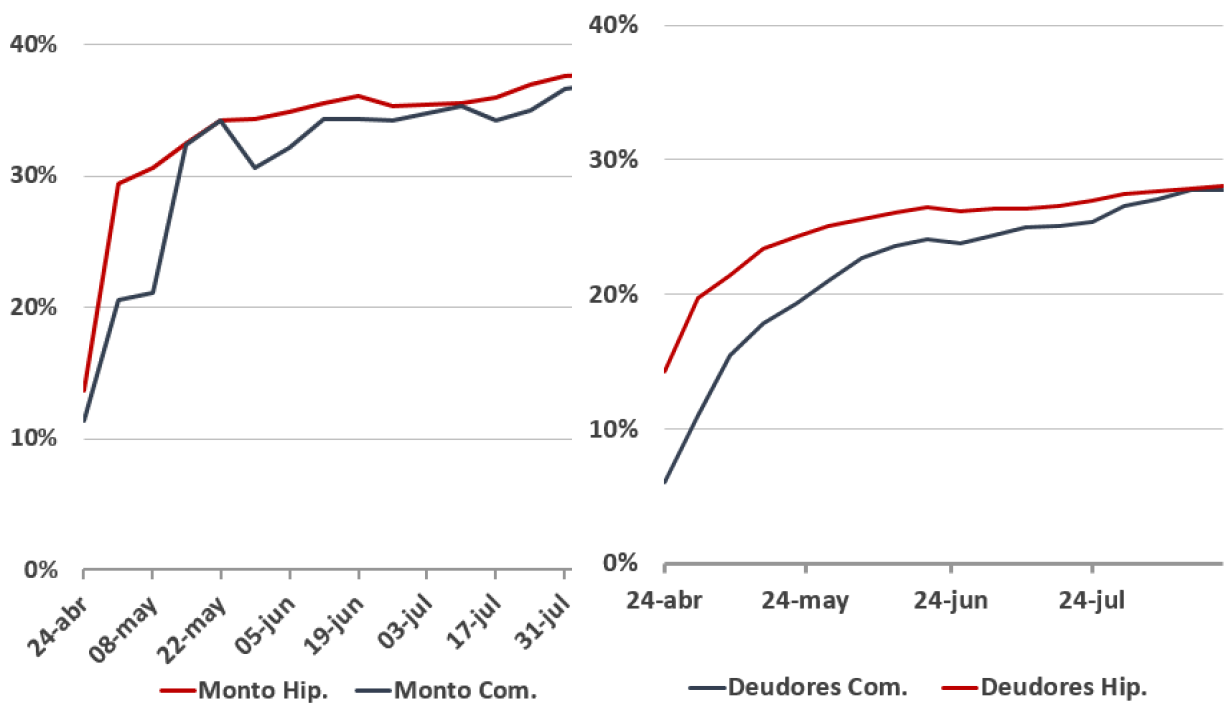
Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

Table 8: Probabilidad de obtener un nuevo crédito comercial: empresas

	<i>Variable Dependiente:</i>														
	Nuevo crédito														
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
Repro	1.633*** (0.021)	1.614*** (0.021)	1.463*** (0.021)												
Repro(t-1)				1.448*** (0.022)	1.416*** (0.022)	1.262*** (0.022)									
Repro(t-6)							1.292*** (0.014)	1.287*** (0.014)	1.172*** (0.014)						
Repro(t-12)										1.189*** (0.012)	1.194*** (0.012)	1.093*** (0.012)			
Repro(t-18)													1.126*** (0.011)	1.137*** (0.011)	1.042*** (0.012)
log(Deuda/Venta)	0.686*** (0.004)	0.685*** (0.004)	0.653*** (0.004)	0.692*** (0.004)	0.687*** (0.004)	0.656*** (0.004)	0.679*** (0.004)	0.675*** (0.004)	0.642*** (0.004)	0.674*** (0.004)	0.672*** (0.004)	0.638*** (0.004)	0.669*** (0.004)	0.669*** (0.004)	0.635*** (0.004)
log(Trabajadores)	0.431*** (0.002)	0.453*** (0.002)	0.466*** (0.002)	0.443*** (0.002)	0.456*** (0.002)	0.469*** (0.002)	0.430*** (0.002)	0.439*** (0.002)	0.453*** (0.002)	0.430*** (0.002)	0.434*** (0.002)	0.449*** (0.002)	0.433*** (0.002)	0.432*** (0.002)	0.447*** (0.002)
$R^2$	0.099	0.1074	0.1173	0.1	0.1052	0.1154	0.1068	0.1116	0.1208	0.1097	0.113	0.122	0.1116	0.1135	0.1224
Efectos fijos	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector	No	Fecha	Fecha y Sector
Observaciones	2,793,096	2,313,159	2,313,159	2,770,433	2,313,159	2,313,159	2,651,026	2,313,159	2,313,159	2,487,615	2,313,159	2,313,159	2,313,159	2,313,159	2,313,159

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01





(a) Montos Reprogramados

(b) Clientes que han Reprogramado

Figure 1: Reprogramaciones de créditos, distintas perspectivas

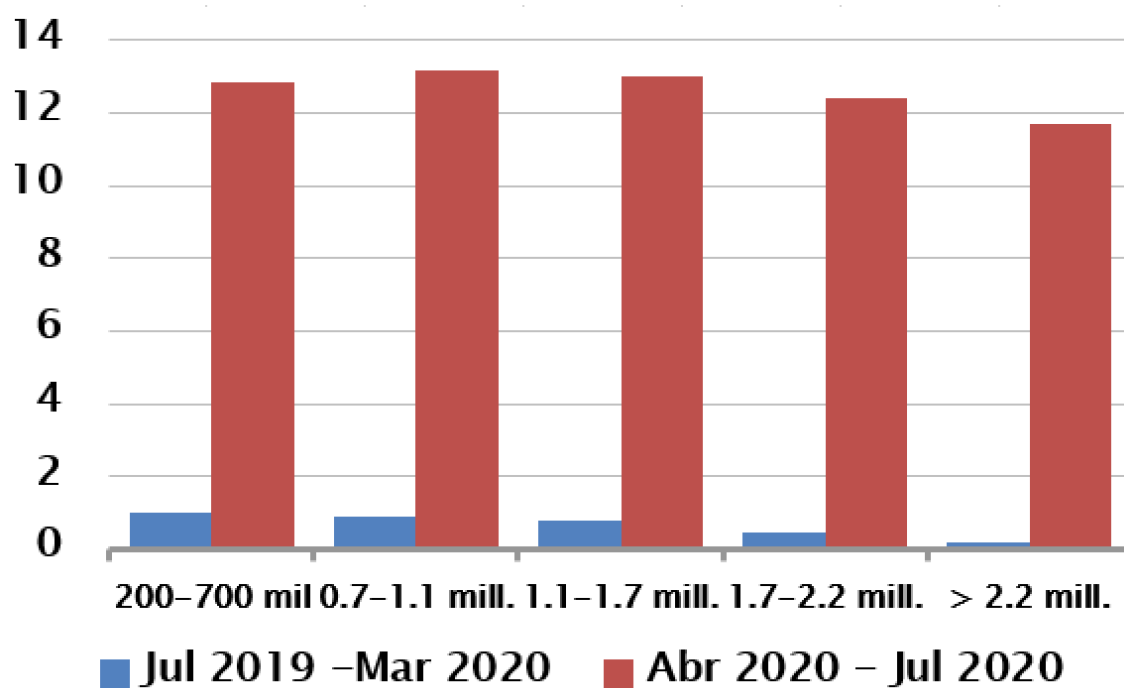


Figure 2: Reprogramaciones respecto el total de deudores, por quintil de ingreso

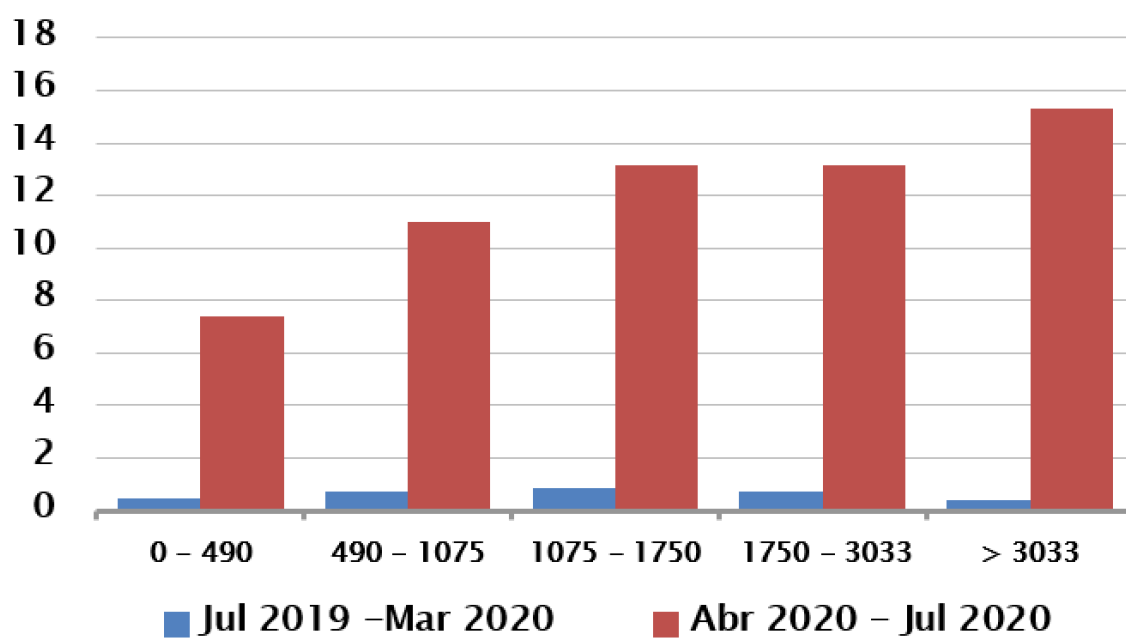


Figure 3: Reprogramaciones de deudores respecto el total, por quintil de deuda

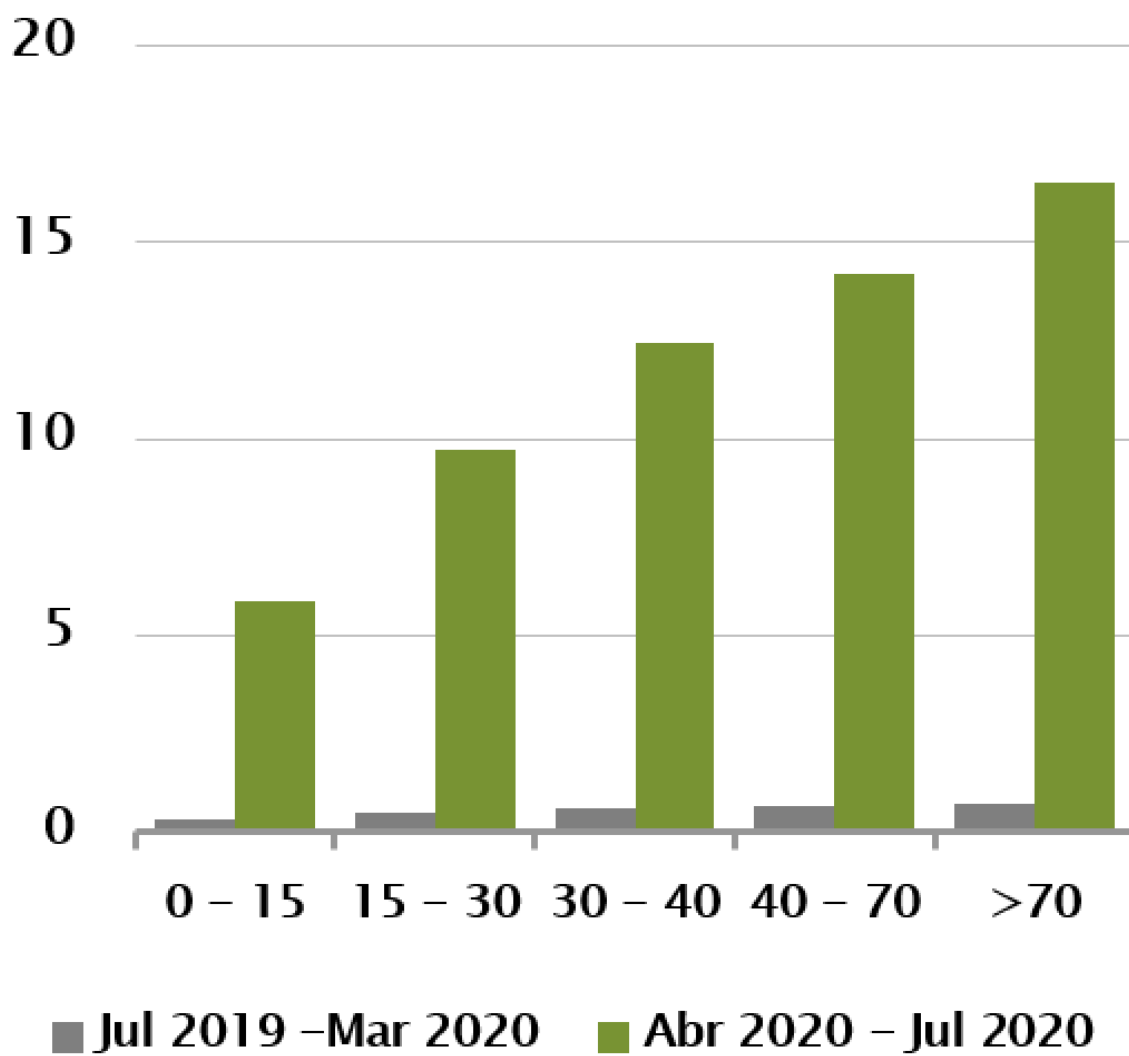
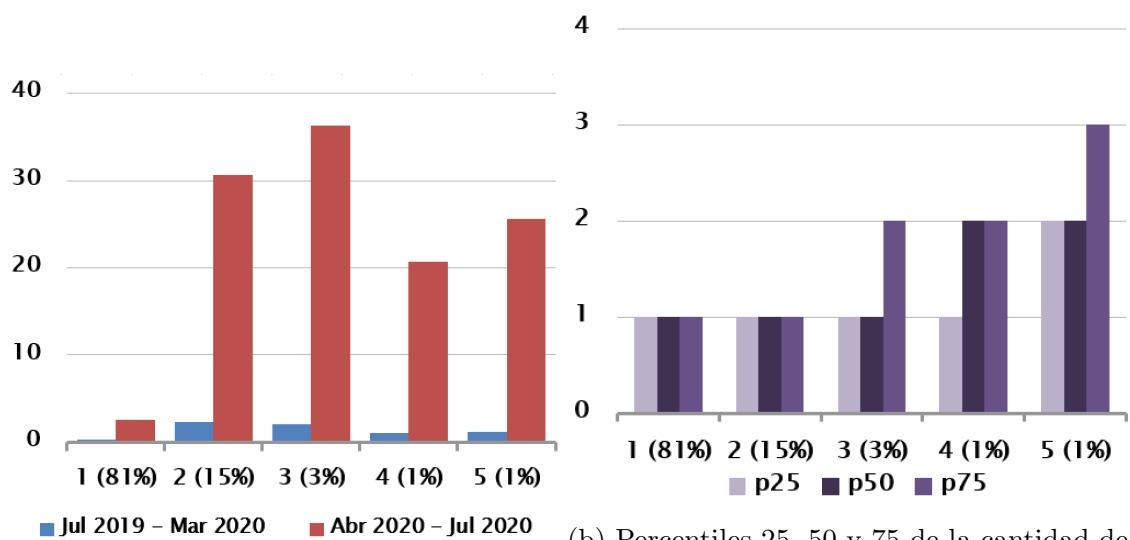


Figure 4: Reprogramaciones de deudores respecto el total, por quintil RDI



(a) Reprogramaciones según cantidad de veces que se reprograma, según cantidad de créditos  
 (b) Percentiles 25, 50 y 75 de la cantidad de veces que se reprograma, según cantidad de créditos

Figure 5: Reprogramaciones según la cantidad de créditos  
 Entre paréntesis porcentaje de observaciones en cada categoría

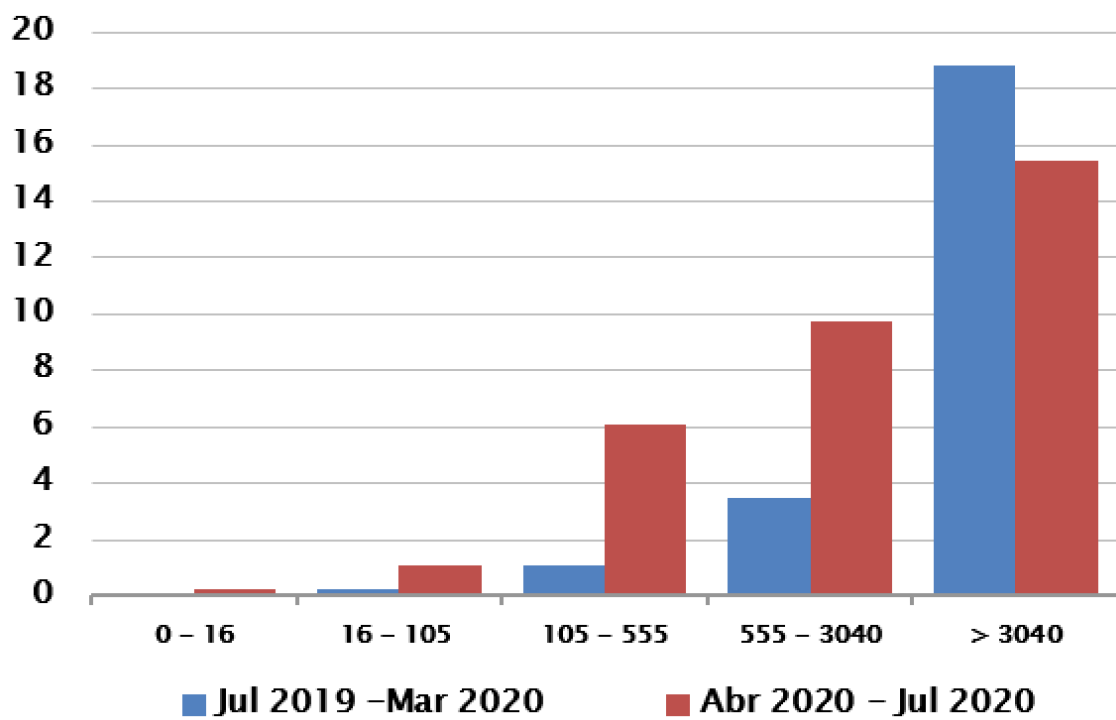


Figure 6: Reprogramaciones de empresas respecto el total, por quintil de deuda

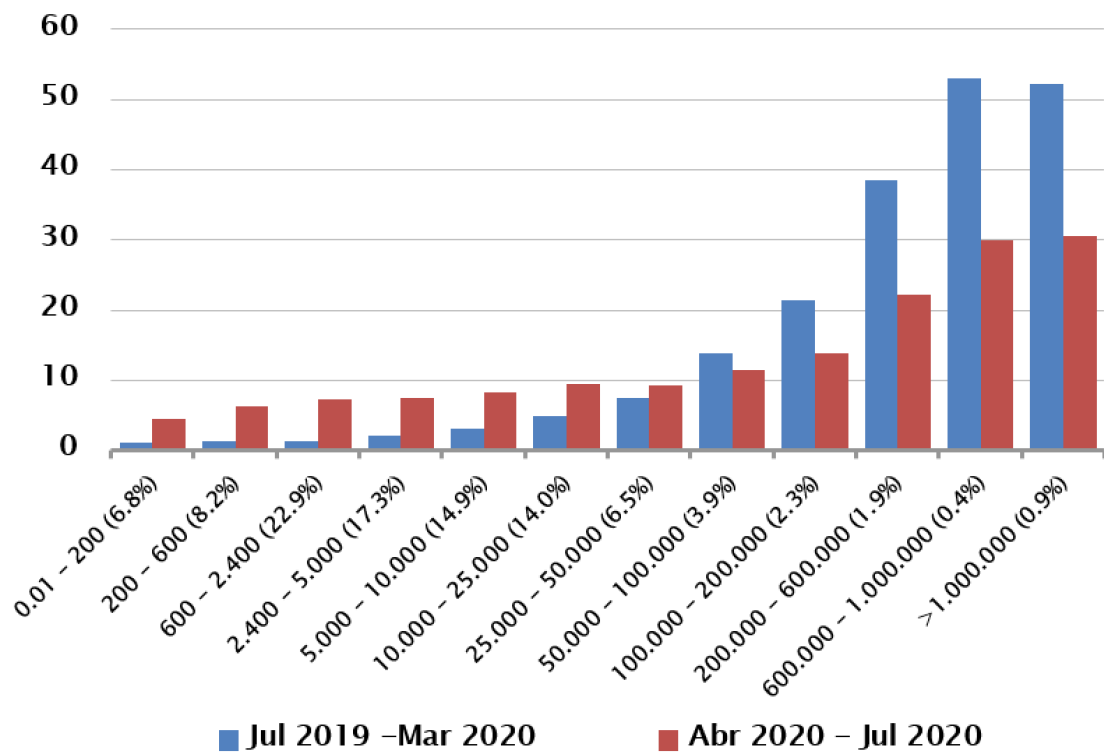


Figure 7: Reprogramaciones de empresas respecto el total, por estrato de ventas  
Entre paréntesis porcentaje de observaciones en cada categoría

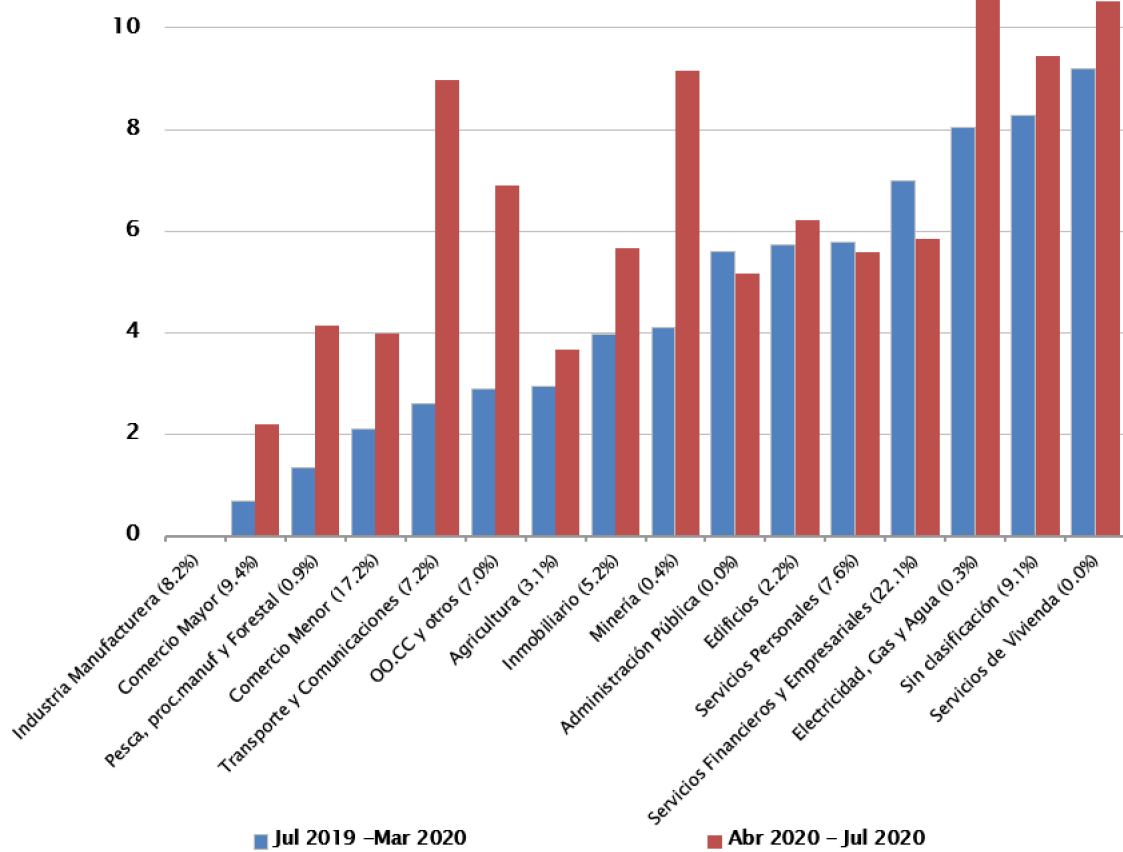
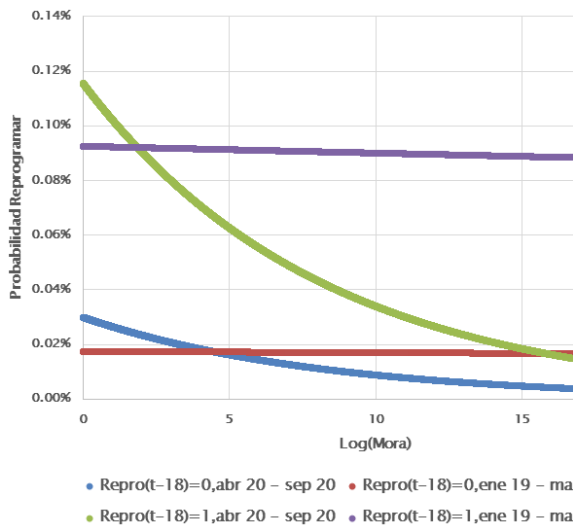
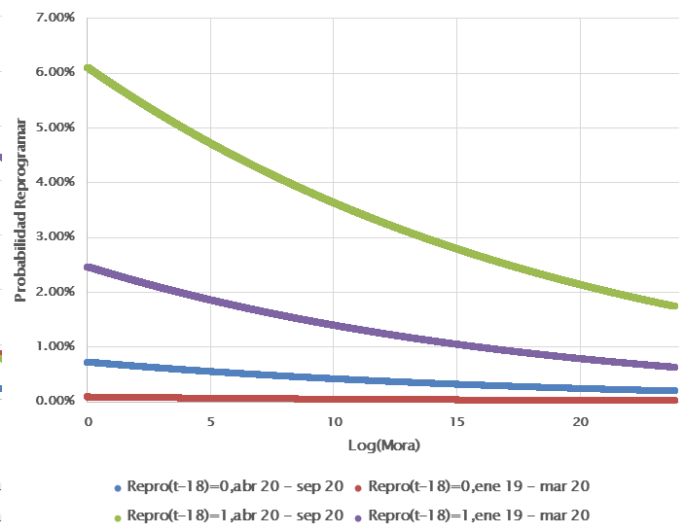


Figure 8: Reprogramaciones de empresas respecto el total, por sector económico  
Entre paréntesis porcentaje de observaciones en cada categoría





(a) Hogares



(b) Empresas

Figure 9: Probabilidad de reprogramar según nivel de mora

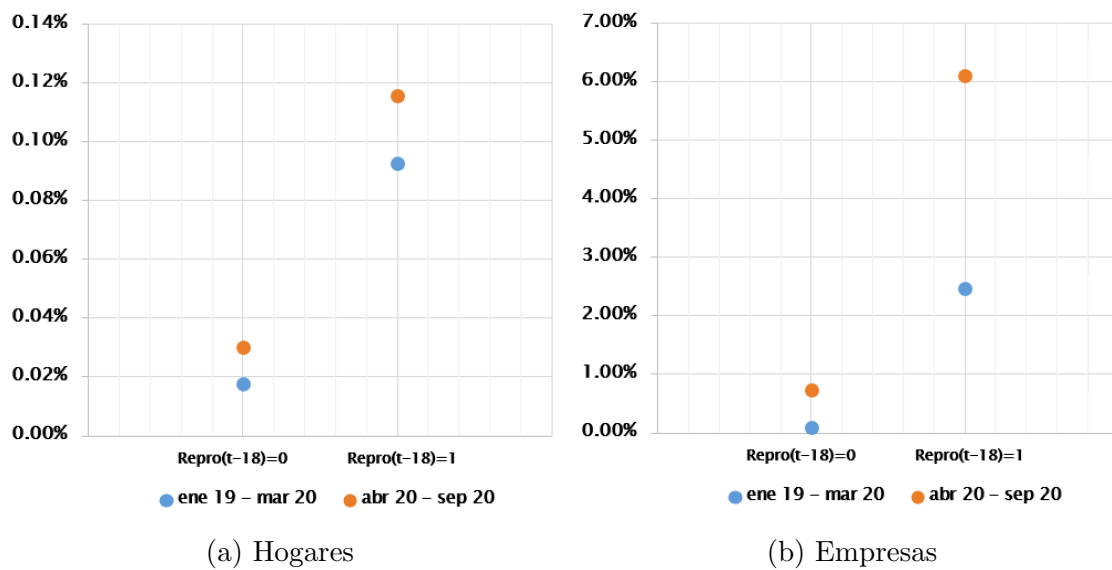
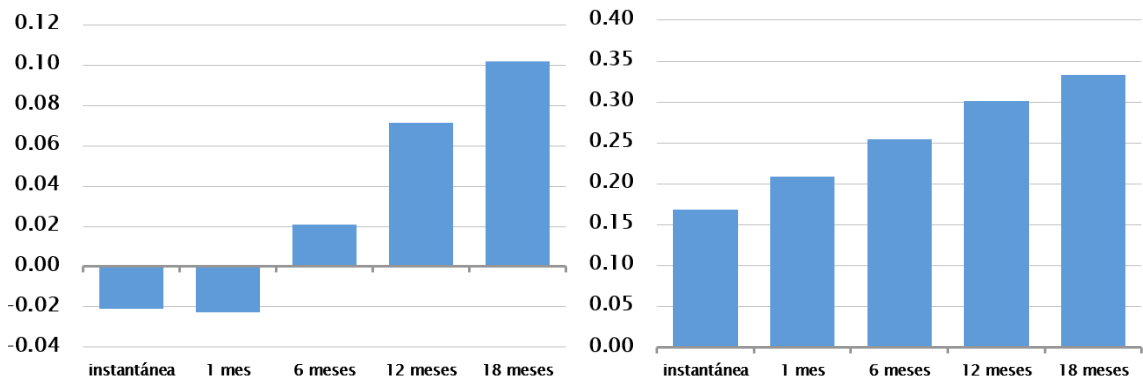
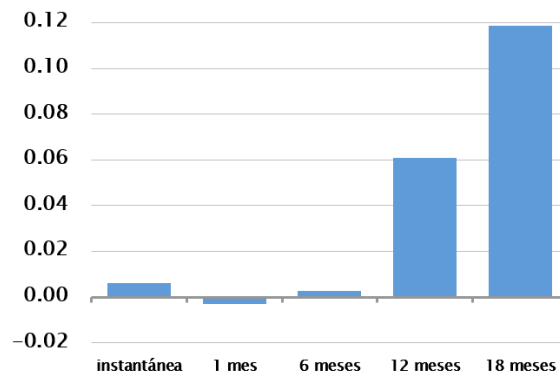


Figure 10: Probabilidad de Reprogramar dado reprogramación previa  
 Probabilidades calculadas con la mediana del resto de los regresores



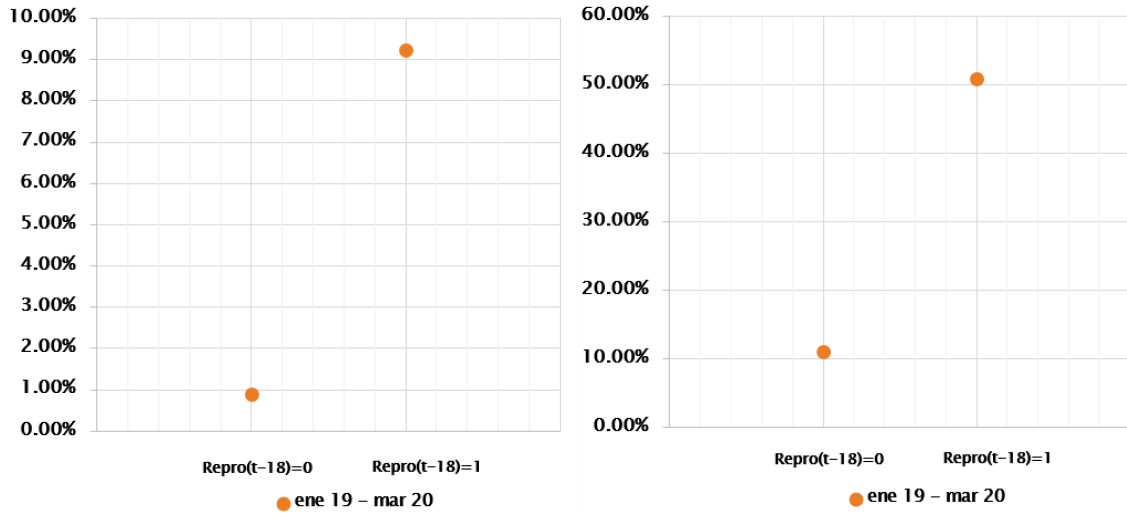
(a) Impago hipotecario o consumo en Hogares dada Reprogramación en distintos horizontes de tiempo

(b) Probabilidad de impago hipotecario o consumo en Hogares dada Reprogramación en distintos horizontes de tiempo

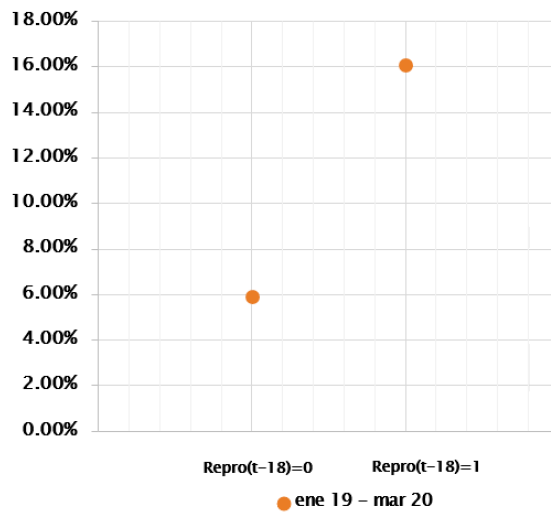


(c) Probabilidad de impago comercial en Empresas dada Reprogramación en distintos horizontes de tiempo

Figure 11: Efectos marginales de Reprogramaciones en distintos horizontes de tiempo  
Efectos marginales de Tabla 3, Tabla 4 y Tabla 5, modelos (6),(9),(12) y (15) de cada una.

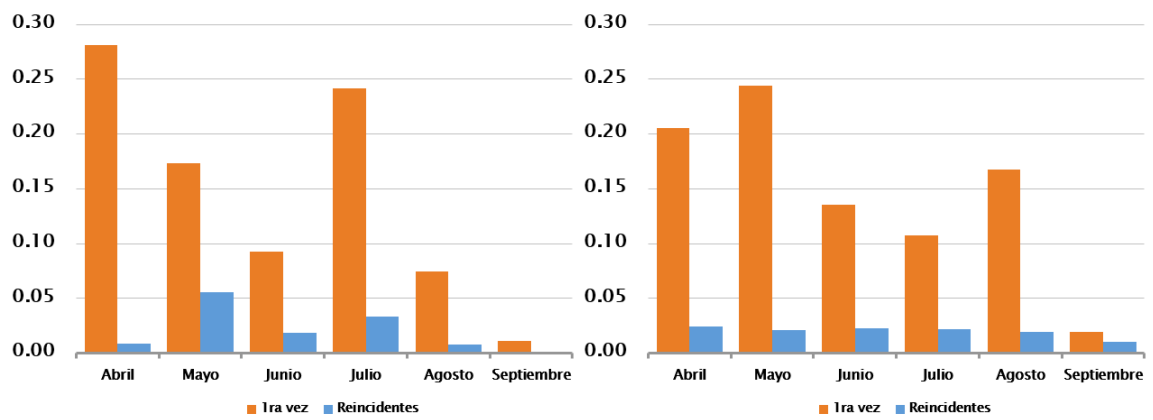


(a) Probabilidad de impago hipotecario en Hogares dada Reprogramación en distintos horizontes de tiempo  
 (b) Probabilidad de impago hipotecario o consumo en Hogares dada Reprogramación en distintos horizontes de tiempo



(c) Probabilidad de impago comercial en Empresas dada Reprogramación en distintos horizontes de tiempo

Figure 12: Probabilidad de impago Hogares y Empresas  
 Probabilidades calculadas con la mediana del resto de los regresores



(a) Reprogramaciones reincidentes y nuevos respecto total reprogramaciones segundo periodo en Hogares  
 (b) Reprogramaciones reincidentes y nuevos respecto total reprogramaciones segundo periodo en Empresas

Figure 13: Reprogramaciones nuevas y reincidentes