



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**DESEMPLEO Y AYUDAS ECONÓMICAS DURANTE LA PANDEMIA:
IMPACTO EN EL RIESGO DE CRÉDITO DE HOGARES EN CHILE**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN ECONOMÍA APLICADA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

MATÍAS LEONARDO SOTO VÁSQUEZ

PROFESOR GUÍA:
JOSÉ MIGUEL CRUZ GONZÁLEZ

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
PABLO RODRÍGUEZ ELORZA
PATRICIO VALENZUELA AROS

SANTIAGO DE CHILE
2021

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR
AL TÍTULO DE MAGÍSTER EN
ECONOMÍA APLICADA
POR: **MATÍAS LEONARDO SOTO VÁSQUEZ**
FECHA: 2021
PROF. GUÍA: JOSÉ M. CRUZ

DESEMPLEO Y AYUDAS ECONÓMICAS DURANTE LA PANDEMIA: IMPACTO EN EL RIESGO DE CRÉDITO DE HOGARES EN CHILE

En el actual trabajo de título se estudian las variaciones en el riesgo de crédito de consumo de los hogares en Chile, debido al aumento en el desempleo como consecuencia de la crisis sanitaria y a las ayudas sociales promovidas desde el sector político para hacer frente a esta.

En la literatura existe consenso en que las variables que más afectan al riesgo de crédito son las relacionadas a los ingresos de los hogares, tales como las cargas financieras sobre ingresos o la variable de ocupación. En el caso particular del riesgo de crédito de consumo, también son significativas las variables edad y educación del jefe de hogar. Con respecto a los efectos de las crisis en el riesgo de crédito hay una amplia variedad de estudios, principalmente sobre las consecuencias de la gran crisis financiera, pero debido a lo reciente de la pandemia, no existen muchos antecedentes sobre su inferencia en la morosidad.

Dado lo anterior, la principal motivación de esta tesis fue medir el efecto que ha tenido el desempleo en el riesgo de crédito de los hogares y estimar el impacto de las mitigaciones para hacer frente a la caída en ingresos, con el propósito de cuantificar la relevancia de estas ayudas económicas y plantear la discusión sobre si fueron políticas públicas acertadas.

Para llevar a cabo el estudio se utilizaron bases de datos de encuestas, principalmente de la Encuesta Financiera de Hogares. Luego, se realizó la selección de variables por medio de la estimación del *Information Value* y el procedimiento *Recursive Feature Elimination*. Posteriormente, se usó modelo de *Credit Score* para asignar puntaje a cada una de las variables resultantes. Con esto, se logró clasificar a los hogares según sus deciles de *score*. Finalmente, se aplicaron 3 shocks correspondientes a la pérdida de empleo y a las ayudas que más fondos aportaron durante el primer semestre de pandemia, estas fueron: Ingreso familiar de emergencia y Retiro de fondos previsionales.

Los principales resultados obtenidos muestran que el riesgo de crédito de consumo de los hogares se hubiera duplicado sin la existencia de las ayudas económicas, y que gracias a estas logró incluso una disminución en comparación con el escenario previo a la crisis, principalmente debido al retiro de fondos de pensión.

Con esto, se puede concluir que la crisis no ha generado un aumento brusco en el riesgo de crédito gracias a las ayudas otorgadas a los hogares en Chile, particularmente al retiro de fondos de pensión que aportó más de US\$13 mil millones a agosto de 2020. Además, considerando los resultados de estudios para crisis anteriores, mantener este bajo nivel de morosidad puede contribuir considerablemente en la recuperación posterior a una crisis.

Tabla de Contenido

1. Marco Teórico	3
1.1. Riesgo de Crédito y Sobreendeudamiento	3
1.2. Deuda de los hogares	4
1.3. Stress Testing	5
1.4. Pandemia y Retiro de fondos de pensión	6
1.5. Information Value, Weight of Evidence y Credit Risk Scorecard	7
2. Bases de datos	8
2.1. Encuesta Financiera de Hogares (EFH)	8
2.2. Encuesta Nacional de Empleo (ENE)	9
2.3. Encuesta Suplementaria de Ingresos (ESI)	10
3. Metodología	11
3.1. Preparación de los datos	11
3.2. Definición de riesgo	11
3.3. Modelo	12
3.4. Pruebas de estrés	13
3.4.1. Shock de Desempleo	13
3.4.2. Shock de Retiro 10%	14
3.4.3. Shock de Ingreso Familiar de Emergencia	14
4. Resultados	15
4.1. Clasificación de hogares según riesgo	15
4.2. Efectos de las pruebas de estrés	16
5. Discusión	18
5.1. Análisis de resultados	18
5.2. Efectos de la alta morosidad	19
6. Conclusión	20
Bibliografía	21
Anexo A. Resultados shocks independientes	23
A.1. Clasificación de variables y desempeño del modelo	24

Índice de Tablas

1.1.	Últimas estimaciones de sobreendeudamiento en Chile	3
1.2.	Variación real anual de Deuda No Hipotecaria de los hogares	5
2.1.	Tenencia de deuda de consumo por características demográficas	9
3.1.	Preguntas relacionadas a riesgo de crédito	11

Índice de Ilustraciones

3.1.	Diagrama de shock de desempleo	13
4.1.	Hogares en <i>default</i> según decil de Credit Score	15
4.2.	Principales variaciones en empleo según industria	16
4.3.	Hogares en <i>default</i> según decil posterior a las pruebas de estrés	17
A.1.	Hogares en <i>default</i> posterior al shock de desempleo	23
A.2.	<i>Default</i> posterior a shocks de desempleo y retiro 10%	23
A.3.	Hogares en <i>default</i> posterior a shocks de desempleo e IFE	24
A.4.	Poder predictivo de la variable según Information Value	24
A.5.	Calidad del modelo <i>Credit Scoring</i> según valor KS	24

Introducción

Desde la crisis *sub-prime*, el análisis de estrés de crédito ha tomado mayor relevancia con el propósito de determinar cómo ciertos escenarios de crisis afectan desde el valor de un portafolio a la estabilidad de todo el sistema financiero. Este tipo de análisis ayuda a proporcionar señales de alerta temprana y contribuye a identificar las vulnerabilidades del sistema financiero (Quagliariello, 2009).

En general, en la industria bancaria se tiene que el costo de aceptar un cliente propenso a incumplimiento es varias veces mayor que el de rechazar a un cliente cumple con sus obligaciones. Sin embargo, la exacerbación del criterio anterior llevaría a una alta tasa de rechazos de solicitudes de crédito lo que iría en desmedro de las utilidades reales del negocio y, por tanto, una pérdida de cobertura y mercado por parte de la institución financiera que otorgante. Por este motivo, los modelos de riesgo de crédito juegan un papel fundamental a la hora de aceptar un préstamo y de administrar el riesgo (Webber, 2006).

En Chile, al año 2017, el 66 % de los hogares poseía algún tipo de deuda, de los cuales 83 % tenía específicamente deuda de consumo (Banco Central, 2017), confirmando así la relevancia del estudio del cumplimiento de pago de dichas deudas. Si bien en estudios previos se logra concluir que el riesgo de crédito de consumo no representa una amenaza para la estabilidad financiera, dado que la mayor cantidad de deuda se concentra en personas con menores riesgos frente a shocks negativos, es importante evaluar el impacto de un shock sin precedentes como es el caso la actual pandemia provocada por el virus SARS-CoV-2, comúnmente conocido como Covid-19 o Coronavirus.

El presente trabajo de tesis busca clasificar a los hogares chilenos que poseen deuda de consumo según riesgo y realizar pruebas de estrés asociadas a la actual pandemia, la cual ha tenido efectos directos en los ingresos y ahorro de los hogares y, por tanto, en su capacidad para hacer frente a los pagos de deudas. Cabe destacar que, para compensar la disminución de ingresos de los hogares, los poderes políticos del país impulsaron una serie de medidas de ayuda, entre las que destacan por magnitud y cobertura: el Ingreso Familiar de Emergencia (IFE) y el retiro de fondos de pensiones.

Para el propósito anterior, en primer lugar, se hizo uso de los resultados de la Encuesta Financiera de Hogares (EFH) en su versión correspondiente al año 2017, en la cual se aplicó un modelo de *Credit Scoring* con el fin de medir el riesgo de cada uno de los hogares representados, para posteriormente clasificarlos en deciles de riesgo de crédito de consumo. Esto según su declaración de cumplimiento de pago de sus deudas, tanto con bancos como con casas comerciales y cajas de compensación.

Luego, utilizando los datos obtenidos de la Encuesta Nacional de Empleo (ENE) durante los años 2017 y 2020, se realizó una simulación de shock de desempleo que afectaría a los jefes de hogares de la EFH en el contexto de la crisis sanitaria, según su edad, región, estrato, género, nivel de educación e industria en la que trabajan. Con este modelo se logró obtener una situación hipotética de riesgo de crédito de consumo para el caso de que no existiera ningún tipo de política de contención frente a la baja de ingreso de los hogares chilenos.

Por otro lado, se realizó simulación del primer retiro de fondos de pensión o retiro de 10 %, el cual se asignó en base a edad, ingresos y formalidad de empleo del jefe de hogar. Con esto, se estimó el efecto que tuvo este retiro de ahorros en probabilidad de incumplimiento en el pago de deudas de cada decil de riesgo. Además, se pudo notar que, la disponibilidad de estos fondos permitió aportar en la estabilidad financiera del país en el contexto de una profunda crisis sanitaria y económica, lo cual se condice con la literatura (Banco Central, 2020). Adicionalmente, se simuló el efecto del IFE, el cual resultó ser considerablemente menor en comparación al anterior shock y se concentró en el 10 % de los hogares con menores ingresos.

Las próximas secciones de este documento se estructuran de la siguiente manera: En el capítulo 1, se presenta el marco teórico del trabajo de tesis realizado, destacando los resultados de la revisión bibliográfica realizada, junto con conceptos relevantes para la comprensión de la tesis. En el capítulo 2, se describen las bases de datos utilizadas a lo largo del trabajo de título. El capítulo 3 muestra la metodología utilizada, mientras que los capítulos 4, 5 y 6 presentan los principales resultados obtenidos, la discusión con respecto a ellos y las conclusiones del trabajo de tesis, respectivamente.

Capítulo 1

Marco Teórico

1.1. Riesgo de Crédito y Sobreendeudamiento

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS, por sus siglas en inglés) define el riesgo de crédito como “la probabilidad de que un prestatario o contraparte bancaria no cumpla con sus obligaciones de acuerdo con los términos acordados”. Mientras que el default o incumplimiento lo define como “situación de mora de 90 días de los términos pactados en el préstamo o cuando la entidad de intermediación financiera correspondiente considera poco probable que el deudor cancele la totalidad de sus obligaciones crediticias” (BCBS, 2005).

De todos modos, para el caso de los hogares la definición anterior podría variar, debido a que una familia puede poseer distintos créditos de consumo, con lo cual la definición de riesgo quedaría sujeta a un producto en específico, o bien, se definiría que el hogar está en mora cuando cualquiera de las deudas de los integrantes del hogar lo esta.

Por su parte, el Informe de Estabilidad Financiera (Banco Central, 2012), plantea que “No existe una definición única de sobreendeudamiento, ni tampoco un consenso respecto de cómo se define este concepto en la práctica. Sin embargo, la mayoría de los estudios usan valores ad-hoc para el umbral, como por ejemplo, que el hogar gaste más del 25 % de su ingreso bruto mensual en el pago de la deuda de consumo, o más del 50 % en la deuda total”. No obstante, en las últimas estimaciones realizadas, tanto por la Comisión para el Mercado Financiero (CMF) como por el Banco Central de Chile (BCCH), existe un cierto consenso con respecto a la métrica de sobreendeudamiento, definiendola como: poseer una Carga Financiera (CF) de la deuda sobre 40 %, o bien, que la deuda total sea 6 veces mayor a los ingresos líquidos mensuales.

Tabla 1.1: Últimas estimaciones de sobreendeudamiento en Chile

Autor	Informe	Métrica	Sobreendeudamiento
BCCH	IEF 2020 S1	CF>40 %	33,4 %
BCCH	IEF 2020 S1	CF>40 % y DI>6	26,4 %
BCCH	IEF 2019 S2	CF>40 % y DI>6	21,6 %
CMF	IdE 2019	CF>40 %	26,7 %

Fuente: Informe de Endeudamiento, CMF 2020

Por otro lado, con respecto a la priorización de pagos, Madeira (2018) destaca que las familias con deudas en bancos, prefieren poner en primer lugar el pago de deuda hipotecaria, mientras que los deudores de casas comerciales eligen pagar sus tarjetas de créditos. Además, los deudores simultáneos de bancos y casas comerciales presentan mayor tasa de morosidad y priorizan el pago de deudas con bancos por sobre los compromisos con el retail.

1.2. Deuda de los hogares

El estudio de la deuda de los hogares ha sido ampliamente cubierto en la literatura, en donde se destacan los informes desarrollados por el Banco Central de Chile, tanto para el Informe de Estabilidad Financiera, como en *papers* independientes.

En primer lugar, Fuenzalida y Ruiz-Tagle (2009) plantean que “La vulnerabilidad financiera de los hogares depende de su nivel de endeudamiento y de la fragilidad de sus fuentes de ingreso”. Con esto, la principal fuente de incertidumbre proviene de la generación de ingreso laboral, esencialmente determinada por el desempleo (un aumento de 1 punto porcentual en la tasa de desempleo agregada implica un aumento entre 0.6 y 0.8 puntos porcentuales de la deuda en riesgo), pero dado que la mayor parte de la deuda se concentra en los hogares menos vulnerables, concluyen que un alto nivel de desempleo no tiene efectos significativos en la estabilidad financiera.

Por su parte, Alfaro, Gallardo y Stein (2010) haciendo uso de los datos de la Encuesta Financiera de Hogares, destacan que las variables relacionadas a ingresos de los hogares son significativas para explicar *default* tanto en deuda de consumo como hipotecaria. Además, afirman que el nivel de educación influye en el riesgo de la deuda hipotecaria, mientras que la edad del jefe de hogar y el número de personas que contribuyen al ingreso determinan el riesgo de la deuda de consumo. De todos modos, al igual que Fuenzalida y Ruiz-Tagle (2009) destacan que el último quintil de ingresos es el que posee mayor nivel de deuda.

Posteriormente, Cifuentes et al. (2013) establecen una variable modificada del Ratio de Carga Financiera (MDSR, por sus siglas en inglés) con el fin de enfrentar dos falencias que posee la variable comúnmente utilizada para medir el riesgo financiero de los hogares: (i) tratamiento de outliers y baja precisión en medidas de tendencia central y (ii) la necesidad de remover a los hogares sin ingresos temporales. En sus resultados afirman que el número de miembros del hogar, la edad y el estado marital del jefe de hogar están relacionadas con la probabilidad de *default*. Particularmente, los jefes de hogares más jóvenes y los hombres casados presentan una menor probabilidad de estar en estrés financiero. Además, aseveran que la probabilidad de desempleo es altamente significativa para determinar la probabilidad de *default* y que a pesar de que los hogares de mayores ingresos tienen menor probabilidad de incumplimiento, el tamaño de la deuda que poseen lleva a presentar el mayor porcentaje de deuda en riesgo. Específicamente con respecto a la deuda de consumo, plantean que la morosidad de los préstamos de consumo está significativamente asociada a altos niveles de carga financiera y riesgo de desempleo, los cuales se consideran, en términos generales, los mayores determinantes del riesgo de crédito.

Por otra parte, Madeira (2014) a través del desarrollo de un modelo de dos etapas, determina que en los últimos años, además de haber una relación de alto endeudamiento y desempleo con la probabilidad de incumplimiento, existe un problema de selección adversa debido a la expansión del crédito a deudores más riesgosos. Adicionalmente, destaca que al corregir el modelo por los factores de selección adversa, el efecto de la educación sobre el riesgo de crédito de consumo desaparece, lo cual implica que la relación entre educación y pago de obligaciones es poco robusta. Más tarde, Madeira (2016) realiza un estudio dinámico del riesgo de crédito de consumo durante los últimos 20 años, en el cual concluye que el *default* de la deuda de consumo y la insolvencia de los hogares son altamente cíclicos.

Con respecto a la variación de la deuda no hipotecaria de los hogares, el último Informe de Estabilidad Financiera (Banco Central, 2020) destaca que ha crecido año a año como porcentaje del PIB, a excepción del último año donde ha tenido un importante retroceso debido al estallido social y la crisis sanitaria.

Tabla 1.2: Variación real anual de Deuda No Hipotecaria de los hogares

Deuda No Hipotecaria (*)	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	IV	I	II
Crecimiento Real Anual	6.9	8.4	3.5	5.7	6.8	6.9	7.3	6.6	0.6	-3.9
En relación al PIB	17	18	18	18	19	19	20	21	20	20

Fuente: Banco Central de Chile. (*) Incluye deuda de consumo bancaria, en casas comerciales, cajas de compensación y asignación familiar, cooperativas de ahorro y crédito, deuda universitaria (CAE en bancos y Fisco, con recursos propios de bancos y CORFO), compañías de leasing y seguro, automotoras, y gobierno central (FONASA y otros).

En general en la literatura se plantea que las variables determinantes del riesgo tienen relación con los ingresos de los hogares y la probabilidad de desempleo de los jefes de hogares (Gerardi et al., 2018). Particularmente para la deuda de consumo se destaca que otros determinantes son la edad del jefe de hogar y el número de personas que contribuyentes al ingreso del hogar. Además, se afirma que quienes poseen mayores niveles de deuda son los hogares con más ingresos.

1.3. Stress Testing

Las pruebas de tensión (*stress tests*) se han vuelto una herramienta útil para medir la resiliencia en el sector bancario frente al incumplimiento de pagos, especialmente después de la gran crisis financiera. Estos ejercicios tienen como propósito evaluar el impacto de escenarios adversos en la funcionamiento de las instituciones financieras (IMF, 2012).

Las pruebas de tensión contienen una serie de definiciones relevantes (BIS, 2018):

- Los escenarios se pueden clasificar en términos de severidad, entre escenario base y adverso. El escenario base representa las condiciones económicas y financieras consistentes con las proyecciones más probables, mientras que en el escenario adverso dichas condiciones se ven afectadas por factores de estrés basados en eventos históricos o hipotéticos, como niveles de alto desempleo o baja actividad económica.

- En cuanto a los objetivos de los stress tests, se pueden clasificar entre macroprudencial y microprudencial. Los tests macroprudencial están diseñados para evaluar la resiliencia de todo el sistema frente a shocks económicos y financieros, dado esto deben incluir los efectos de contagio e indirectos (*spillover effects*). Con respecto al enfoque microprudencial, este se encarga de medir la resiliencia de un banco individual y proveer información de si es necesario tomar alguna medida como: aumentar el capital regulatorio, reducir la exposición al riesgo o mejorar su planificación de capital.

- Con respecto a quien realiza el ejercicio de tensión, estas se pueden separar en “Top-down” y Bottom-up”. Top-down hace referencia a las pruebas realizadas por la autoridad pública haciendo uso de sus propia data, modelos y escenarios, por ejemplo, la CMF en el caso de Chile. Bottom-up, en cambio, alude a cuando cada banco utiliza su modelo usando los escenarios y supuestos comunes otorgados por la autoridad.

- Finalmente, con respecto a las proyecciones de los balances de cada banco, existen dos distintos supuestos: su composición, su tamaño y su perfil de riesgo son estáticos o dinámicos a través del horizonte de tiempo en el que se realiza la prueba de tensión, de todos modos, es de suponer que los bancos realizaran gestiones con el fin de disminuir el impacto del shock.

Cabe destacar que las pruebas de tensión no realizan *forecast* del rendimiento futuro de los bancos bajo estrés; más bien, apuntan a identificar el impacto en los bancos de un escenario de estrés específico basado en una serie de supuestos dados (BIS, 2012). Además, si bien las pruebas de estrés han sido ampliamente estandarizadas, los modelos que incluyen los efectos de segunda ronda, spillover y contagio aún no han alcanzado una etapa madura (BIS, 2018).

Adicionalmente, al realizar pruebas de tensión se debe tomar en consideración el horizonte de tiempo, debido a que según el Informe de Estabilidad Financiera del primer semestre de 2020, un cuarto de los deudores podría financiar a lo más tres meses de obligaciones bancarias con sus productos rotativos, mientras que el individuo representativo podría pagar sus obligaciones durante alrededor de ocho meses utilizando exclusivamente tarjetas y líneas de crédito. Junto con esto, el informe plantea que “hogares con ingreso familiar mediano y ratio de carga financiera a ingresos (RCI) inferiores a 40 % enfrentan una probabilidad de impago en consumo cercana a 40 %, mientras que aquellos con RCI sobre 80 % tendrían sobre 50 % de probabilidad de impago en dicha deuda” (Banco Central, 2020).

1.4. Pandemia y Retiro de fondos de pensión

El año 2020 se vio marcado por una crisis sanitaria mundial provocada por el virus SARS-CoV-2, comúnmente conocido como Coronavirus o Covid-19. Dicha situación trajo consigo la implementación de medidas de confinamiento alrededor del mundo, lo cual provocó un drástico deterioro en la actividad económica a nivel global y altos niveles de desempleo (Banco Mundial, 2020). Chile no fue la excepción, con su principal efecto durante el segundo semestre del año, representado en la caída de 6,2 % del PIB con respecto al mismo período del año anterior y una tasa de desempleo de 13,1 % durante julio de 2020 (Banco Central, 2020).

Lo anterior llevó a que tanto el Gobierno como el Congreso impulsaran una serie de ayudas sociales con el fin de mitigar los efectos adversos de la pandemia en los hogares chilenos. Entre estas ayudas se destacan: el Ingreso Familiar de Emergencia (IFE) y los retiros de fondos de pensión, los cuales llegan a montos de 2,6 y 12,4 billones de pesos, respectivamente.

Particularmente, el retiro de fondos de pensión consistía en permitir a quienes tuvieran fondos ahorrados en sus cuentas de Administradoras de Fondos de Pensión (AFP) retirar el 10% de dichos ahorros, con un valor mínimo de 35 UF y máximo de 150 UF, con aproximadamente 9 millones de solicitudes a agosto 2020 (Superintendencia de Pensiones, 2020), mientras que el IFE comenzó con un aporte de 65 mil pesos por integrante del hogar en un primer aporte, lo cual fue aumentado hasta 100 mil en su cuarto aporte y con una cobertura mayor (Ministerio de Hacienda, 2020). Si bien ambas medidas tenían como principal objetivo ayudar a quienes se vieran más afectados por la pandemia, el retiro de fondos permitió (dada su aplicación transversal en la sociedad) que gran parte de los hogares dedicara este dinero para el pago de deudas provocando una disminución en la morosidad (USS, 2020).

Con respecto a las bajas en el empleo, estas se han concentrado en los sectores más vinculados al trabajo presencial, como: Comercio, Transportes, Actividades de los hogares como empleadores, Actividades recreativas y Construcción (Banco Central, 2020).

1.5. Information Value, Weight of Evidence y Credit Risk Scorecard

En la literatura de *Credit Scoring* hay dos conceptos comúnmente utilizados para realizar regresiones logísticas: *Information Value* (IV) y *Weight of Evidence* (WoE), los cuales ayudan a la selección y transformación de variables, respectivamente. IV ayuda a clasificar las variables en función de su importancia y a cuantificar el poder predictivo de estas para separar a los clientes que pagaran sus préstamos con los que no cumplirán con sus obligaciones de pago. Mientras que WoE se utiliza para la transformación de variables categóricas a discretas, además de aportar en el cálculo del IV para cada variable del modelo.

$$WoE = \left[\ln \left(\frac{Relative\ frequency\ of\ Goods}{Relative\ frequency\ of\ Bads} \right) \right] * 100 \quad (1.1)$$

$$IV = \sum_i (Distribution\ Good_i - Distribution\ Bad_i) * WoE_i$$

Por otro lado, *Credit Risk Scorecard* consiste en la asignación de puntaje a cada variable del modelo, con el fin de clasificar a los clientes entre *buenos* y *malos* según su cumplimiento en el pago de sus deudas. Este tipo de sistema es comúnmente utilizado en la banca para diferenciar a los potenciales clientes. Con respecto a su ajuste, normalmente el *Credit Risk Scorecard* necesita entre 8 a 15 variables para lograr un buen perfil de cliente y disminuir su sensibilidad a cambios (Siddiqui, 2006).

Capítulo 2

Bases de datos

2.1. Encuesta Financiera de Hogares (EFH)

La principal fuente de información fue la Encuesta Financiera de Hogares 2017 realizada por el Banco Central (BC), la cual posee datos detallados de los ingresos, activos, deudas y características demográficas de una muestra representativa de los hogares en Chile. Esta base de datos contiene 4.549 observaciones con una representatividad a nivel nacional urbano de aproximadamente 4,9 millones de hogares.

La base de datos resultante de la encuesta es pública de libre acceso a través de la página oficial del BC. Dicho directorio posee dos versiones de la información, la no imputada que consiste en la base con las respuestas dadas por el entrevistado sin ser manipuladas. Mientras que la imputada contiene información corregida para los casos en que no hubo respuesta o existen respuesta sin sentido lógico, para lo cual se hace uso de herramientas estadísticas con el fin de no alterar los resultados y conclusiones obtenidos a partir de la encuesta.

Dado que el sondeo cubre una amplia variedad de tópicos con alrededor de 120 preguntas, se optó por utilizar la base de datos no imputada y filtrarla con el fin de obtener una base acotada con características demográficas, situación laboral de los jefes de hogares, información de tenencia de deudas, ahorros de las familias y declaraciones de pago de las cuotas o montos facturados de los préstamos de consumo y las tarjetas de crédito, respectivamente. Cabe destacar que, también se utilizaron los ratios de carga financiera y deuda total sobre ingreso, tanto para deuda de consumo como hipotecaria, pero debido a que no todos los hogares reportaron sus respectivos ingresos, se utilizó la información de la base imputada en dichos casos.

Para una mayor comprensión de la data disponible, la siguiente tabla resume la tenencia de deuda de consumo paara los hogares representados en la EFH. En ella se puede apreciar que, la deuda con mayor tenencia es la de casas comerciales (37 % de los hogares), por sobre la deuda bancaria (29 %). De forma general, se puede notar que, la deuda de consumo es creciente con respecto al estrato de ingreso del hogar y tiende a ser creciente en el tamaño del hogar y en el nivel de educación de la persona de referencia del hogar. Si bien las deudas de consumo representan la principal tenencia de deuda entre los hogares chilenos, en términos de montos, y, como es de esperar, la deuda hipotecaria es el tipo de deuda que registra los montos más elevados (Banco Central, 2017).

Tabla 2.1: Tenencia de deuda de consumo por características demográficas

	Consumo	Bancos			Casas Comerciales			C y C
	Total	Total	Tarjetas	Préstamos	Total	Tarjetas	Préstamos	Préstamos
Todos los hogares	54.6	28.9	18.4	16.1	36.8	34.1	7.7	12.2
Macrozona								
Norte	64.9	29.5	17.9	18.2	48.2	46.1	10.2	18.9
Centro	52.8	26.3	15.8	15.9	37.2	34.3	8.8	12.6
RM	51.2	30	20	14.7	32.3	29.6	6.7	9.2
Sur	61.3	31.5	20.1	20	40.8	37.6	5.9	15.1
Tamaño del hogar								
1 a 2 personas	45.7	23.6	15	12.4	29.6	25.8	7.8	9.1
3 a 4 personas	58	31.9	21	18.6	39.2	37.2	7.8	12.9
5 a 6 personas	64.9	33.9	19.3	19.1	44.8	42.7	6.6	17.8
6+ personas	62.2	22	15.9	8.5	53.4	48.5	11.5	12.9
Régimen de vivienda								
Propia pagada	49.6	21.6	11.5	12.3	36.2	33.5	7.4	10.8
Propia pagandose	67.9	47.8	36.2	25.5	41.1	37.8	7.7	14.2
Arrendada	54.9	30.2	19.8	16.4	35.5	32.7	8.7	13.8
Otro	52.1	24.7	13.6	15.6	35.6	33.5	6.4	10.9
Estrato de ingreso								
Estrato 1	49.2	16.3	8.1	10.2	36.7	33.4	7.9	12.7
Estrato 2	57.5	33	21.4	17.5	40	37.8	8	11.8
Estrato 3	63.8	54.4	39.4	28.99	32.4	30.3	6.7	11.4
Tramo de edad								
35 años	56.2	35.8	23.8	18.9	35.9	34.2	6.4	12
35 a 49 años	61.8	35.9	23.9	21.4	40.3	38.7	7.1	13.4
50 a 64 años	54.8	27	16.2	14.2	40.2	35.7	9.9	10.9
+ 65 años	40.1	12.6	6.5	7.1	26.6	23.4	6.8	12.3
Nivel de educación								
Básica	48.6	14.3	6	9.1	36.6	32.6	9.9	12.3
Media	54.1	22.1	11.7	14.1	40.8	38	7.3	12.9
CFT/IP	60.5	35.2	24.4	19.4	41.4	38.7	10.6	15.2
Universitaria	54.4	40.3	29.2	20.3	30.2	27.8	6.2	10.6
Postgrado	63.5	58.3	43.6	25.9	26.4	26.1	3.8	6.8

2.2. Encuesta Nacional de Empleo (ENE)

Una segunda fuente de información utilizada fue la Encuesta Nacional de Empleo en sus versiones de 2017 y 2020. Esta encuesta se usa como instrumento para conocer la situación de trabajo de las personas que viven en Chile, es decir, cuántas se encuentran trabajando, cuántas desocupadas o fuera de la fuerza laboral, entre otras. Su principal resultado es la tasa de desocupación a nivel país, la cual refleja una necesidad de trabajar que no está siendo satisfecha por el mercado laboral, por tanto el estar desocupado afecta el bienestar o buen vivir de las personas (INE, 2020).

La ENE es realizada por el Instituto Nacional de Estadística (INE) y en su implementación se visitan aproximadamente 12.000 viviendas mensuales, capturando información de alrededor de 35.000 personas en todo el país, los cuales son entrevistados durante 3 meses seguidos con el fin de identificar la dinámica del empleo del hogar al corto plazo. Los resultados de la encuesta son de acceso público y contienen entre otras cosas, las características demográficas de los encuestados, la situación laboral actual, la formalidad del trabajo realizado, el rubro en el que se desempeñan, entre otros.

Cabe destacar que, en el período estudiado, las principales alzas de empleo ocurrieron en las industrias: Suministro de agua y gestión de desechos (24 %), Actividades financieras y de seguros (13 %) y Salud humana y de asistencia social (10 %). Mientras que las bajas más pronunciadas se presentaron en las ramas económicas: Actividades artísticas, de entretenimiento y recreativas (-48 %), Actividades de los hogares como empleadores (-44 %) y Actividades de alojamiento y de servicio de comidas (-41 %).

2.3. Encuesta Suplementaria de Ingresos (ESI)

Esta encuesta es realizada por el INE con el fin de complementar la información obtenida por la ENE. Se levanta una vez al año durante el último trimestre en todas las regiones de Chile, tanto en zonas urbanas como rurales. Su objetivo principal es caracterizar los ingresos laborales de las personas que son clasificadas como ocupadas en la ENE y otras fuentes de ingresos de los hogares. Este sondeo se realiza a los mismos hogares que son encuestados durante el trimestre octubre-diciembre de cada año.

Capítulo 3

Metodología

3.1. Preparación de los datos

Dado que la Encuesta Financiera de Hogares (EFH) recoge información de cada uno de los integrantes de las familias, fue necesario realizar un primer filtro con el fin de obtener una base de datos que sólo contuviera la información de los jefes de hogares. Además, para los casos en que el entrevistado no era el jefe de hogar, se asignó la información entregada por el entrevistado al jefe de hogar correspondiente. Junto con lo anterior, para los casos que no tenía respuestas sobre los ingresos o las relaciones de carga financiera y deuda con respecto a ingresos, se optó por asignar los valores de la base de datos imputada.

Por otro lado, se definieron variables en base a las respuestas entregadas por los jefes de hogares, por ejemplo, tenencia de activos financieros o tenencia de distintos tipos de deuda (tarjetas, préstamos o líneas de crédito, entre otras). Adicionalmente, se cambió el formato de algunas variables con el fin de facilitar el modelamiento, un ejemplo de esto fue la variable género que se pasó de categórica a dummy. Siguiendo con esta línea, se acotaron variables como educación y situación laboral, para pasar de 15 y 11 respuestas posibles a sólo 5 y 2, respectivamente, esto con el fin de facilitar el desarrollo y la interpretación del modelo.

3.2. Definición de riesgo

Para lograr una definición de riesgo acorde a las respuestas que recoge la encuesta, se notó que existían 2 o 3 preguntas sobre el estado de pago de distintos productos de crédito del hogar, las cuales se resumen en el siguiente gráfico:

Tabla 3.1: Preguntas relacionadas a riesgo de crédito

Producto	Preguntas de la Encuesta Financiera de Hogares
Préstamos de consumo	¿Está pagando esta deuda? ¿Cuántos meses de retraso tiene en el pago de la deuda? ¿En alguna ocasión en los últimos 12 meses ha tenido un retraso en el pago de este crédito?
Créditos de CC o Coop.	¿Está pagando esta deuda? ¿Cuántos meses de retraso tiene en el pago de la deuda? ¿En alguna ocasión en los últimos 12 meses ha tenido un retraso en el pago de este crédito?
Tarjetas de Crédito	En la fecha de pago del último período de facturación: No pagó o pagó menos del mínimo ¿En alguna ocasión en el último año no ha pagado o ha pagado un monto menor al pago mínimo?

Tomando en consideración que las preguntas sobre los últimos 12 meses abarcan un amplio período de tiempo en comparación a la definición común de mora de 90 días, se descartó utilizar dichas preguntas para la definición de riesgo. Por ende, se definió el riesgo para las tarjetas de crédito (tanto bancarias como de casas comerciales) como la declaración de no pago o pago menor al mínimo facturado. Mientras que, para el caso de los préstamos de consumo o créditos con cajas de compensación, se utilizaron dos definiciones de riesgo: el atraso de un mes o más en el pago de las cuotas correspondientes (al igual que Alfaro y Gallardo, 2012, o Madeira, 2014 o 2018), o bien, atraso de 3 meses o más en el pago de las cuotas (al igual que IEF 2018).

Dado lo anterior, se trabajó con dos definiciones de la variable “Riesgo de consumo”, con el fin de mejorar el desbalance al momento de ejecutar el modelo. Así, la primera definición (“Riesgo de consumo 1”) corresponde a que un integrante del hogar no haya pagado el mínimo facturado de su tarjeta de crédito, o bien, que algún miembro de la familia no esté pagando la cuota de su crédito de consumo durante un mes o más, con la cual se obtiene que 19,1 % de los hogares está en riesgo según la EFH 2017. En cambio, la segunda definición (“Riesgo de consumo 2”) es más estricta y sólo toma en consideración a los hogares que tengan algún miembro que no haya pagado la cuota de su crédito de consumo por 3 meses o más, de la cual se obtiene como resultado que 4,6 % de las familias está en riesgo.

3.3. Modelo

Para el desarrollo del modelo, en primer lugar, se filtró la base de datos con el fin de obtener una sólo con los hogares que tienen deuda, es decir, 2459 de los 4549 entrevistados. Luego, se amplificó esta base de datos resultante, utilizando los factores de expansión correspondientes a cada una de las familias, con lo que se obtuvo una base de 2.657.408 hogares.

Posteriormente, con el uso del paquete scorecard de Python, se realizó transformación WoE a cada una de las variables independientes con respecto a la variable dependiente “Riesgo de consumo 1” del hogar, con el fin de discretizarlas y convertir a numéricas las categóricas y poder así aplicar el modelo Logit. Además, dado que a partir del WoE se puede obtener el IV de cada variable, se realizó un filtrado dejando afuera del modelo las variables con valores de IV menores a 0.1, dado que se clasifican como variables débiles o inútiles en base a la tabla de IV que se encuentra en el anexo.

Luego, se separó la base en dos submuestras: train y test con un 70 y 30 % de los datos, respectivamente. Esto con el fin de entrenar el modelo con la primera y luego evaluar su poder de predicción de la variable dependiente con la segunda submuestra. Además, con el fin de realizar un segundo filtro de variables, se utiliza el resultado del modelo Logit para realizar un Recursive Feature Elimination (RFE), el cual consiste, como su nombre lo indica, en correr un modelo y eliminar el predictor más débil hasta alcanzar un número específico de variables independientes o que el sistema considere que no se puede eliminar otra variable. Con esto, se obtuvo la versión definitiva del modelo Logit a utilizar:

$$Pr(Y_i = 1|X_i) = \frac{\exp(Z_i)}{1 + \exp(Z_i)} ; Z_i = (\beta_0 + \beta_1 Edad_i + \beta_2 Educ.i + \dots + \beta_{11} RCIH_i) \quad (3.1)$$

Por otro lado, con el uso del paquete scorecard, se asignaron puntajes a cada una de las variables explicativas, con el fin de lograr una clasificación de riesgo de los hogares en base a la suma de puntajes obtenidos por cada uno de ellos. Además, se midió la correlación entre las variables que permanecen en el modelo para descartar una alta correlación entre ellas.

3.4. Pruebas de estrés

Con el fin de simular los principales shocks que afectaron a los hogares durante el primer semestre de 2020, se decidió aplicar un shock negativo de desempleo, dado que afecta directamente los ingresos y según la literatura es uno de los principales determinante del riesgo de los hogares, y dos shocks positivos (en el sentido que aumentan los ingresos): el Ingreso Familiar de Emergencia y el retiro de fondos de pensión o retiro del 10 %. Estos shocks positivos fueron aplicados de forma separada para medir el efecto independiente de cada uno de ellos y luego, se aplicaron de manera conjunta para obtener el resultado real del período de estudio.

3.4.1. Shock de Desempleo

Se realizó una simulación de pérdida de empleo en base a las características demográficas de los jefes de hogares y la rama de la actividad económica en la que trabajan. Para ello se hizo uso de la base de datos de la ENE 2017 y 2020 con el fin de proyectar el nivel de empleo en 2020 de los hogares de la EFH 2017, como muestra la siguiente figura:

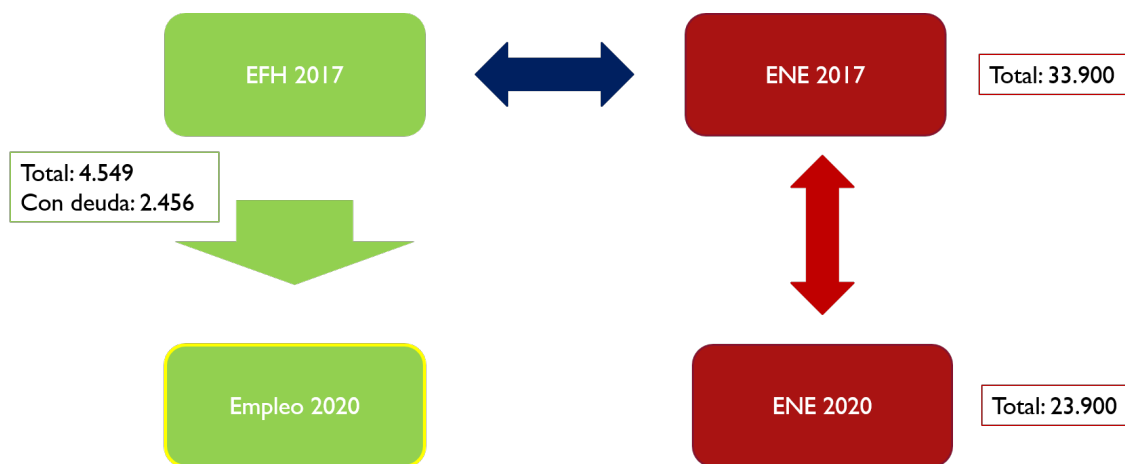


Figura 3.1: Diagrama de shock de desempleo

Específicamente, se realizó match entre los hogares representados en la EFH 2017 y la ENE correspondiente al último trimestre de 2017 (flecha azul del diagrama), con el fin de identificar hogares similares en términos de riesgo, es decir, que los jefes de hogares participen en la misma industria, que tuvieran el mismo rango etario, que fueran del mismo género, que el hogar estuviera en la misma región y que perteneciera al mismo estrato socioeconómico, teniendo un nivel de ingresos similar.

Para esto último se utilizó la información proporcionada por la Encuesta Suplementaria de Ingresos (ESI) que, como se explicó anteriormente, se realiza sólo a los hogares encuestados durante el trimestre octubre-diciembre de cada año y tiene como objetivo proporcionar información detallada de los ingresos de los hogares.

Luego, ocupando la información que recoge la ENE, se realizó un match entre los hogares encuestados durante el último trimestre 2017 y el segundo trimestre 2020 (flecha roja del diagrama), con el fin de definir cuáles jefes de hogares permanecían en empleo o cambiaban su situación laboral. Para esto, se utilizaron variables como: edad, educación, comuna, industria y género del jefe de hogar. De esta forma, se pudo utilizar los resultados de la ENE para simular la situación laboral de los hogares de la EFH 2017 en el año 2020 (flecha verde del diagrama). Cabe destacar que, en caso de haber más de un match para un hogar de la EFH, se asignó probabilidad de desempleo en base a la situación laboral de cada uno de los hogares de la ENE que participaran en dicho emparejamiento.

Cabe destacar que, al aplicar el shock de desempleo se asumió que caen en *default* los hogares que además no tienen ahorros y poseen un Ratio de carga financiera sobre ingresos (RCI) sobre el 40%. Con respecto a la robustez del shock, se comprobó la rama de actividad económica y la edad de las personas afectadas coincidiera con la información macroeconómica publicada por el Banco Central (2020).

3.4.2. Shock de Retiro 10 %

Para simular el efecto del retiro de fondos de pensiones se realizó un primer filtro según el sistema de previsión de los jefes de hogares, tomando sólo en consideración quienes declararon haber cotizado en AFP. Luego, entendiendo que el saldo de la cuenta individual depende de los años cotizados y el monto cotizado, se clasificó a los jefes de hogares en base a la edad, sus ingresos laborales y la formalidad del empleo en el actual. Con esto, se obtuvieron 4 grupo de distintos tamaños a los cuales se les asignó un retiro promedio según grupo, tomando en consideración que quienes tenían un saldo menor a 35 UF retiraron en promedio \$417.432, mientras que quienes poseían sobre 1.500 UF en sus cuentas individuales retiraron en promedio \$4.283.128 (Superintendencia de pensiones, 2020).

3.4.3. Shock de Ingreso Familiar de Emergencia

La transferencia del IFE se realizó con el fin de ayudar a las personas de escasos recursos a hacer frente a los efectos negativos de la pandemia, por ejemplo, para compensar la baja en ingreso laboral dada la pérdida de empleo de algún integrante de la familia. Tomando esto en consideración y los requisitos para ser receptor de esta ayuda, se realizó una asignación de los potenciales beneficiarios de esta en base a: ingresos laborales del hogar, estrato socio-económico, rama económica del jefe de hogar, entre otras variables.

En primer lugar, se filtró por los primeros 5 deciles de ingresos dado que estos fueron los principales beneficiarios (aproximadamente el 90% de los hogares que recibieron el beneficio pertenecen a este segmento). Luego, se identificó a los hogares en los cuales el jefe perdió el empleo según el shock de desempleo. Finalmente, se asignó el beneficio en función de los integrantes de la familia según lo estipulado en la ley.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Clasificación de hogares según riesgo

Dado el modelo descrito en la sección anterior, se clasificó a los hogares en deciles de score, para cada uno de los cuales se obtuvo el porcentaje de hogares en riesgo según la definición de “Riesgo de crédito 2”, es decir, los hogares que tienen una morosidad de pago de 3 o más meses en los préstamos de consumo. El resultado de esta clasificación se puede ver en el siguiente gráfico, en el cual se observa un comportamiento descendiente de la cantidad de hogares en *default* para cada decil:

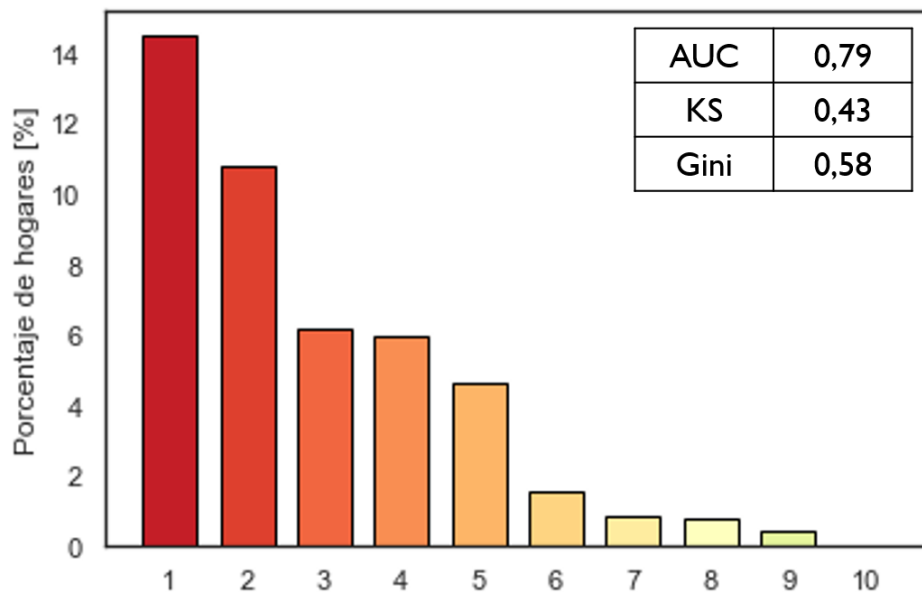


Figura 4.1: Hogares en *default* según decil de Credit Score

Como se puede apreciar, el primer decil muestra una probabilidad de *default* (PD) mayor al 14 %, mientras que para el último decil es prácticamente nula, con lo que se destaca que el modelo utilizando una definición más amplia del riesgo de crédito, fue capaz de clasificar de buena manera a los hogares según una definición más estricta. Cabe destacar que, el riesgo de crédito de consumo para la totalidad de los hogares en esta definición estricta llega a 4.6 %, mientras que el modelo utilizó la definición que contabiliza a 19.1 % de los hogares en riesgo.

Por otro lado, con respecto al desempeño del modelo se puede ver que tiene un *accuracy* de 0.79, que representa la proporción de predicciones que el modelo hizo correctamente. Junto con esto, se obtuvo un estadístico de la prueba de Kolmogorov-Smirnov (KS) de 0.43, lo cual mide la diferencia entre las distribuciones de los clientes riesgosos y no riesgosos. Una tercera medida de desempeño es el coeficiente de GINI, el cual puede variar entre 0 y 1, que significan clasificación aleatoria y perfecta, respectivamente (Dassatti,2019).

4.2. Efectos de las pruebas de estrés

La simulación de escenarios de estrés se realizó aplicando los shocks de aumento de ingresos de forma separada y posteriores al shock de desempleo, con el objetivo de medir sus efectos compensatorios independientemente. Con esto, en primer lugar se aplicó el shock de desempleo, el cual resultó en un aumento del riesgo hasta un 9.7% de los hogares y una PD de 25% para el primer decil de riesgo. Cabe destacar que, según la simulación, las 4 principales bajas en la ocupación ocurrieron en las siguientes ramas de actividad económica: Actividades de los hogares como empleadores, Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca, Alojamiento y servicios de comida y Actividades inmobiliarias, lo cual se condice con la información publicada por el Banco Central (2020):

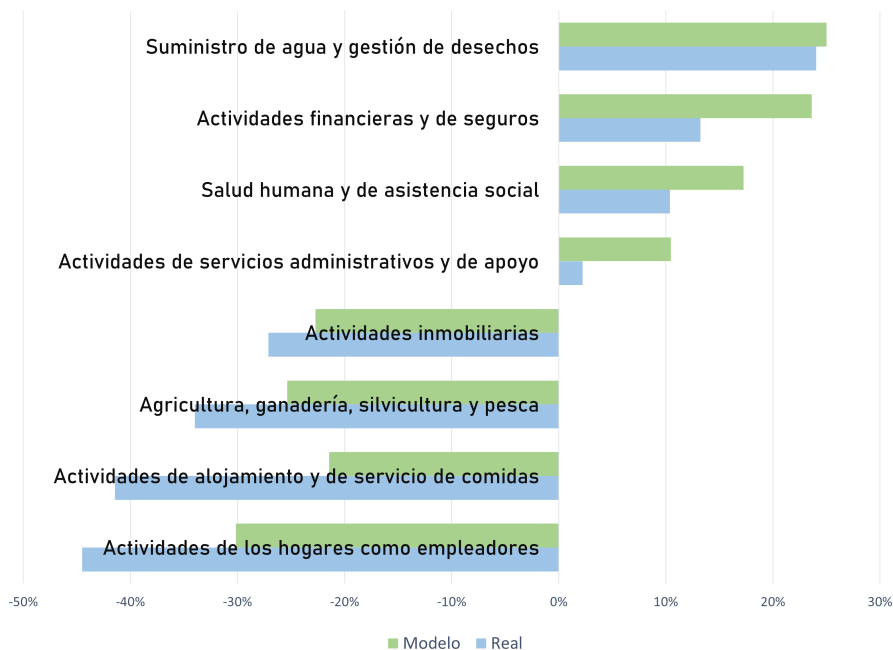


Figura 4.2: Principales variaciones en empleo según industria

Posteriormente, se estimó el efecto del retiro del 10% en conjunto con el shock de pérdida de empleo, lo cual tuvo como resultado que el riesgo total llegó a 4.5% con una disminución de 5.2pp con respecto al resultado del shock de desempleo. Además, en términos generales, se mantuvo el orden de mayor a menor riesgo de los deciles. Por otra parte, se estimó el efecto del IFE, el cual sólo provoca una disminución aproximada de 1% en el riesgo del primer decil, con un riesgo total de 9.5% si se incluye el efecto del shock de desempleo.

Finalmente, se aplicaron los 3 shocks en conjunto: desempleo, retiro de fondos de pensión e IFE, con lo cual se obtuvo un riesgo total de 4.4 % y PD por decil representado en el siguiente gráfico y en términos generales se mantuvo el orden decreciente del riesgo en los deciles. Con este resultado, se puede ver que en definitiva los shocks generaron una disminución del riesgo de crédito de consumo de los hogares en comparación con el escenario base previo a la crisis sanitaria.

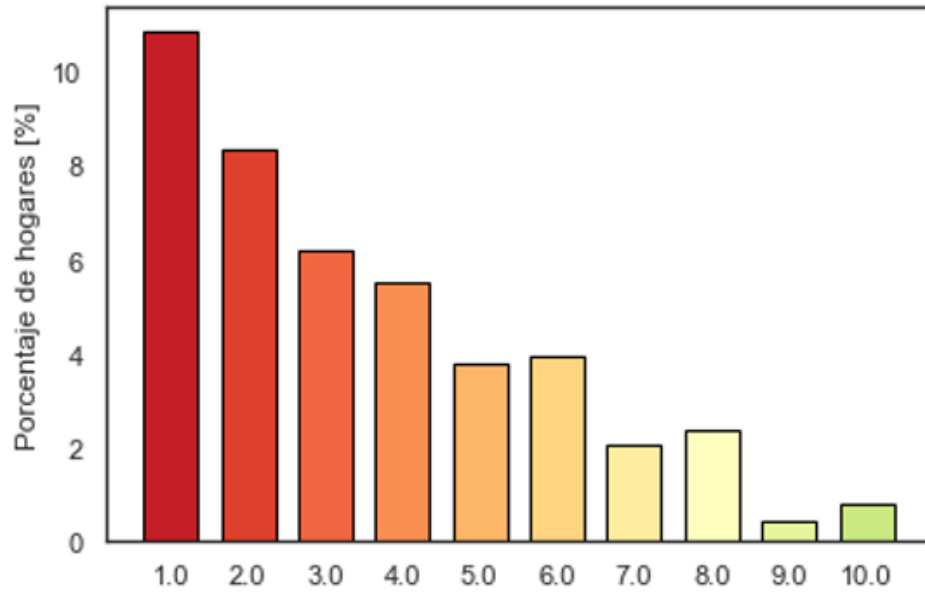


Figura 4.3: Hogares en *default* según decil posterior a las pruebas de estrés

Capítulo 5

Discusión

5.1. Análisis de resultados

El modelo logró clasificar a los hogares de Chile según riesgo utilizando 11 variables obtenidas de la EFH 2017, cantidad que se justifica debido a la necesidad del modelo Credit Scorecard de lograr un buen perfil del hogar y disminuir la sensibilidad a los cambios.

Con respecto a los shocks aplicados, el de desempleo tuvo un efecto significativo en el riesgo de crédito de consumo de los hogares, pasando de 4.6 % a 9.7 %. Este shock consideró una disminución de 6.6pp en los jefes de hogares ocupados, lo cual no diverge del aumento de desempleo a nivel nacional de 5.6pp entre el año 2017 y el tercer trimestre del 2020 (Banco Central, 2020).

Al comparar estos resultados con una prueba de tensión realizada por el Banco Central (2018), se destaca que, en dicho caso se concluyó que con un aumento de 3.5pp en la tasa de desempleo, el riesgo de crédito no hipotecario de los hogares aumentaría en 4.5pp. Cabe destacar que, para esta prueba, se incluye el riesgo de créditos educacionales y automotrices a diferencia de la definición de riesgo utilizada en el modelo. Además, es importante recordar que, Fuenzalida y Ruiz-Tagle (2009) concluyeron que “El aumento de 1pp en la tasa de desempleo implica un aumento de entre 0.6 y 0.8pp de la deuda en riesgo”, lo cual está dentro del orden del resultado del modelo.

Por otra parte, se puede apreciar que el shock de retiro de 10 % también tiene un efecto importante en el riesgo, provocando que este disminuya más de la mitad si es que se aplica posterior al shock de desempleo, compensando su efecto completamente. Si bien en la literatura no hay estudios con respecto al efecto de la pandemia en el riesgo de crédito, Barrero et al. (2020) concluyen que el retiro de fondos de pensiones más que compensó la caída de ingresos para todos los quintiles, mismo resultado que obtiene Madeira (2020).

Con respecto al shock del IFE, su efecto solo en el primer decil de ingresos coincide con la lógica, ya que esta transferencia tenía el propósito de hacer frente a las necesidades inmediatas de consumo de los hogares y no al pago de deudas morosas. Además, según datos del Ministerio de Desarrollo Social y Familia (2020), más del 87 % de los aportes del IFE tuvieron como destinatarios a las familias de los primeros 5 deciles según la calificación socioeconómica de los hogares, por lo que fue una ayuda bien focalizada.

Es importante destacar que, en este estudio se optó por no considerar la postergación de créditos, dado que según lo expuesto por Madeira (2020) dicha medida benefició principalmente a los grupos con mayores ingresos y con bajo riesgo de incumplimiento. Junto con esto, no se simularon otras transferencias como el Bono Covid-19 o el Bono Clase Media, dado que su aporte total no supera los miles de millones de dólares (Ministerio de Hacienda, 2020).

Ahora bien, dado el resultado de todos los shocks en conjunto, se puede ver que las ayudas entregadas más que compensaron el efecto negativo del desempleo en el riesgo de crédito de consumo de los hogares, esto principalmente debido al retiro del 10%, dado que una gran proporción de los beneficiarios lo ocupó para pagar deudas morosas (Diario Financiero, 2020). Este efecto resulta razonable al notar la magnitud del retiro de fondos de pensiones, lo cual totalizó al primer mes de su aplicación, más de US\$13.000 millones (Superintendencia de Pensiones, 2020).

5.2. Efectos de la alta morosidad

Dado el estudio realizado a lo largo de este trabajo de tesis, surge la pregunta: ¿Qué habría ocurrido sin el retiro de fondos de pensiones?. A partir del resultado del shock de desempleo se puede concluir que una probable respuesta a esta pregunta sería un alto nivel de morosidad, el cual tendría una serie de efectos en la economía.

De hecho, el Banco Central Europeo (2020) destaca que “el nivel de préstamos en mora es importante para la economía, ya que estos préstamos afectan la rentabilidad de los bancos y absorben recursos valiosos, lo que limita la capacidad de los bancos para otorgar nuevos préstamos”. Incluso señalan que estos problemas pueden extenderse rápidamente a otras partes de la economía, perjudicando las perspectivas de empleo y crecimiento, llegando a reducirlo en 1.5pp anuales durante los seis años posteriores a la crisis.

En línea con lo anterior, el Fondo Monetario Internacional (2019) señala que existe una estrecha relación entre altos índices de morosidad y la gravedad de las recesiones posteriores a la crisis. Específicamente destaca que “los niveles elevados de préstamos en mora son una característica común de muchas crisis bancarias. La literatura reconoce que la morosidad elevada perjudica los balances bancarios, deprime el crecimiento del crédito y retrasa la recuperación del producto”.

Por tanto, el retiro del 10% incluso podría acelerar la recuperación de la economía chilena posterior a la crisis sanitaria a través de la disminución de los niveles de morosidad. De todos modos, quedan una serie de interrogantes propuestas para un futuro análisis, por ejemplo, ¿Fue esta una buena política pública?, ¿Había otra alternativa de ayuda social? o ¿Cuáles son los costos futuros asumidos por esta medida?. Si bien es complejo obtener las respuestas a las preguntas anteriores, se cree que un buen enfoque de partida sería el considerar el retiro de fondos de pensiones como una deuda contraída del sector público con el sector privado.

Capítulo 6

Conclusión

En el desarrollo de este trabajo de título se logró obtener una clasificación de riesgo de crédito de consumo para los hogares de Chile, previo y durante la crisis sanitaria provocada por el virus Covid-19, abarcando desde sus inicios hasta agosto de 2020. Esto a partir de datos públicos y a través del uso de herramientas de *Credit Scoring* y del modelo Logit.

Los principales canales que se consideraron para medir el efecto de la crisis fueron: desempleo, retiro de fondos previsionales e ingreso familiar de emergencia, sin perjuicio de que hubo otros efectos en los ingresos y otras transferencias como los bonos covid o clase media, se optó por medir los efectos de estos 3 shocks debido a su magnitud y los montos involucrados en estas ayudas económicas.

Al llevar a cabo las pruebas de estrés antes mencionadas de forma independiente, se obtuvo que la pérdida de empleo hubiera provocado un considerable aumento en el riesgo de crédito de consumo, llegando incluso a más que duplicarlo con respecto al escenario base. Por su parte, las mitigaciones promovidas desde el sector político más que compensaron dicho aumento, principalmente debido al primer retiro de fondos de pensiones, el cual totalizó US\$13.000 millones a la fecha (Superintendencia de Pensiones, 2020).

Con respecto al efecto según deciles de riesgo, se destaca que el retiro de fondos de pensión disminuye el riesgo en todos los deciles, mientras que el ingreso familiar de emergencia solo presenta un efecto en el primer decil, lo cual se debe a la focalización de las transferencias por parte del Estado a las familias más vulnerables.

Finalmente, se destaca que, según informes del Banco Central Europeo y el Fondo Monetario Internacional, las medidas aplicadas pueden tener un efecto importante en la recuperación posterior a la crisis, dado que bajos niveles de morosidad están asociados a una reactivación más rápida de la economía.

Bibliografía

- [1] R. Alfaro, N. Gallardo, and R. Stein. The determinants of household debt default. 2010.
- [2] E. C. Bank. Non-performing loans. 2020.
- [3] A. Barrero, M. Kirchner, C. Perez, and A. Sonsane. Estimación del impacto del covid-19 en los ingresos de los hogares, medidas de apoyo y efectos en el consumo. 2020.
- [4] R. Cifuentes, C. Madeira, F. Martinez, and R. Poblete-Cazenave. Measurement of household financial risk with the survey of household finances. 2013.
- [5] C. Dassatti. Credit score models: Methodological review and analysis based on survey data. *Central Bank of Uruguay*, 2019.
- [6] B. C. de Chile. Informe de estabilidad financiera. 2012.
- [7] B. C. de Chile. Encuesta financiera de hogares. 2017.
- [8] B. C. de Chile. Informe de estabilidad financiera. 2018.
- [9] B. C. de Chile. Cuentas nacionales, base de datos estadísticos. 2020.
- [10] B. C. de Chile. Informe de estabilidad financiera. 2020.
- [11] B. C. de Chile. Mercado laboral y demografía, base de datos estadísticos. 2020.
- [12] M. de Desarrollo Social y Familia. Informe de ingreso familiar de emergencia. 2020.
- [13] I. N. de Estadísticas. Encuesta nacional de empleo. 2020.
- [14] M. de Hacienda. Reporte de hacienda, ingreso familiar de emergencia. 2020.
- [15] S. de Pensiones. Retiro de fondos. 2020.
- [16] S. de Pensiones. Comunicado de prensa 02/09/2020. 2020.
- [17] C. de Supervisión Bancaria de Basilea. Glosario de términos de los acuerdos de capital de basilea i y basilea ii. 2005.
- [18] D. Financiero. Morosidad de la banca disminuye por el uso del 10 % de las afp. 2020.
- [19] B. for International Settlements. Macro stress testing: does it live up to expectations? 2012.
- [20] B. for International Settlements. Stress-testing banks - a comparative analysis. 2018.
- [21] M. Fuenzalida and J. Ruiz-Tagle. Household financial vulnerability. 2009.
- [22] I. M. Fund. Introduction to applied stress testing. 2012.
- [23] I. M. Fund. The dynamics of non-performing loans during banking crises: A new database. 2019.

- [24] K. Gerardi, K. Herkenhoff, L. Ohanian, and W. P. Can't pay or won't pay? unemployment, negative equity, and strategic default. *Oxford University Press*, 2018.
- [25] C. Madeira. El impacto del endeudamiento y riesgo de desempleo en la morosidad de las familias chilenas. 2014.
- [26] C. Madeira. Explaining the cyclical volatility of consumer debt risk. 2016.
- [27] C. Madeira. Priorización de pago de la deuda de consumo en Chile. 2018.
- [28] C. Madeira. The impact of the covid public policies on the Chilean households. 2020.
- [29] B. Mundial. La covid-19 (coronavirus) hunde a la economía mundial en la peor recesión desde la segunda guerra mundial. 2020.
- [30] M. Quagliariello. Stress-testing the banking system. *Cambridge University Press*, 71(2): 673–708, 2009.
- [31] N. Siddiqi. Credit risk scorecards. 2006.
- [32] R. Webber and P. Coloma. Modelos analíticos para el manejo del riesgo de crédito. *Trend Management*, 2006.
- [33] U. S. S. y Equifax. 30° informe de deuda morosidad. 2020.

Anexo A

Resultados shocks independientes

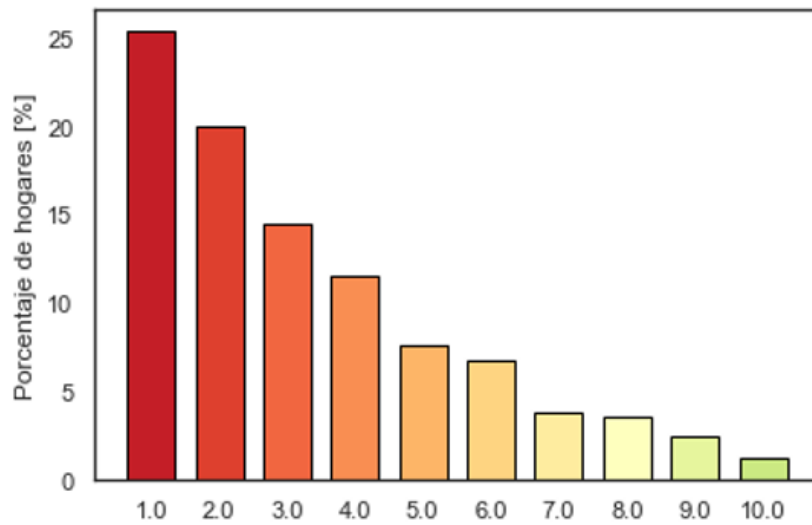


Figura A.1: Hogares en *default* posterior al shock de desempleo

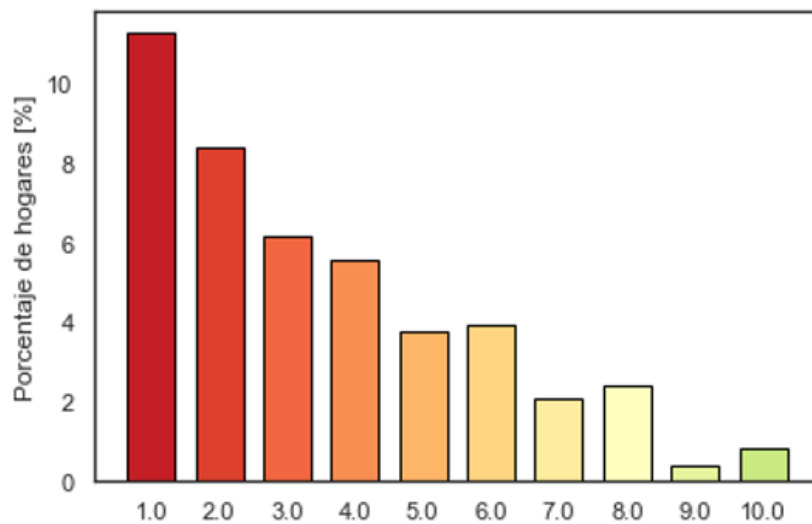


Figura A.2: *Default* posterior a shocks de desempleo y retiro 10%

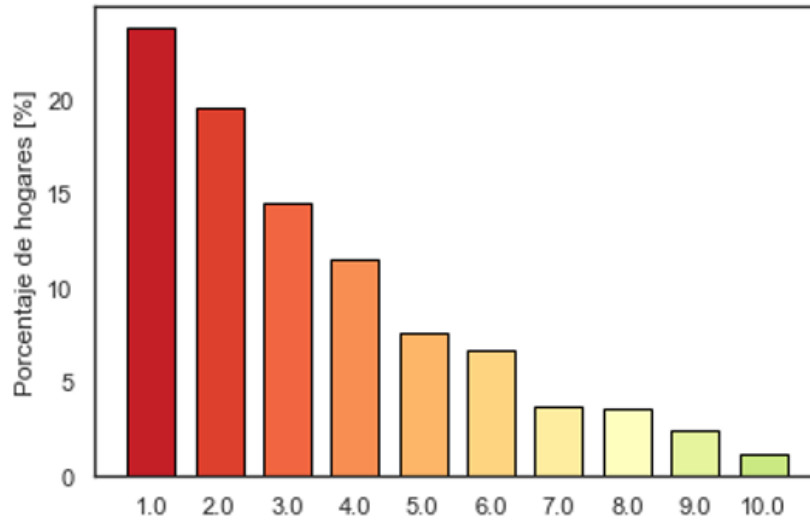


Figura A.3: Hogares en *default* posterior a shocks de desempleo e IFE

A.1. Clasificación de variables y desempeño del modelo

Information Value	Predictive Power
< 0.02	Useless for Prediction
0.02 - 0.1	Weak Predictor
0.1 - 0.3	Medium Predictor
0.3 - 0.5	Strong Predictor
> 0.5	Suspicious or too good to be true

Figura A.4: Poder predictivo de la variable según Information Value

KS Score	Description
< 15	Scorecard not useful
15 – 20	Poor separation but potentially useful, impact should be carefully evaluated
20 – 28	Poor separation but useful
28 – 35	Average separation, definitely useful
35 – 45	High separation for application scorecard
> 45	Very high quality application scorecard

Figura A.5: Calidad del modelo *Credit Scoring* según valor KS