



Riesgo de Crédito e Incertidumbre: Evidencia para el Sistema Bancario Chileno

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE
MAGÍSTER EN FINANZAS**

**Alumno: Diego Andrés Valencia Gracia
Profesor guía: Erwin Hansen S., Ph.D.**

Santiago, Noviembre 2020

Contenido	
1 Introducción	3
2 Marco teórico	6
2.1 Evidencia nacional	6
2.2 Evidencia internacional	9
3 Influjo de Cartera Vencida y EPU	14
3.1 Cálculo del Influjo de Cartera Vencida	14
3.2 Análisis normativo del Influjo de Cartera Vencida	15
3.3 Economic Policy Uncertainty (EPU)	16
4 Datos, Variables y Estadísticas Descriptivas	17
4.1 Criterios de inclusión de instituciones financieras	17
4.2 Influjo de cartera vencida	18
4.3 Variables explicativas macro-financieras	19
4.4 Variables de control por institución financiera	21
4.5 Variables de control por cartera de crédito	24
5 Análisis Econométrico	27
5.1 Modelo econométrico	27
5.2 Método de estimación	27
6 Resultados	29
7 Análisis de Robustez	36
7.1 Utilización de ratio de Non-Performing Loans	36
7.2 Utilización del VIX como alternativa al EPU	37
7.3 Influjo de Cartera Vencida con colocación de tres meses anteriores cartera comercial	39
7.4 EPU en media móvil de los 3 últimos meses	40
8 Discusión y conclusiones	41
Bibliografía	43
Anexo 1: Códigos empleados para construir el Influjo de Cartera Vencida	45
Anexo 2: Pruebas de robustez	46

1 Introducción

El desempeño y pérdidas asociadas a las distintas carteras de crédito es un tema de vital importancia para el sistema financiero, ya que comprender los factores macro-financieros que empeoran su calidad podría llevar a mejorar la gestión de la autoridad económica en presencia de escenarios adversos. Esto podría orientar el desarrollo de políticas macroprudenciales que eviten escenarios de insolvencia y estrés financiero.

Hasta ahora, el estudio del desempeño de las carteras de crédito ha sido abordado principalmente desde el enfoque de comprender los factores macroeconómicos que inciden sobre el desempeño de éstas, correlacionando principalmente crecimiento económico, tasas de interés, inflación, entre otras variables macroeconómicas, sin embargo, el estudio del efecto de la incertidumbre sobre la calidad de las carteras de crédito ha sido acotado. Es por esto que este trabajo busca responder a la interrogante de qué efectos tiene la incertidumbre sobre el desempeño de las carteras de crédito, separando los efectos por cada una de éstas; comercial, consumo e hipotecaria.

Para medir la incertidumbre se utilizará el índice *Economic Policy Uncertainty* para la economía chilena, el cual es una medida de incertidumbre y puede ser un factor relevante para explicar aumentos en los índices de morosidad y deterioros en carteras de crédito. En cuanto a la medición del riesgo de crédito, esta investigación emplea el enfoque de Sagner (2012), quien utilizó el Influjo de Cartera Vencida como medida del riesgo de crédito, para lo cual realizó un análisis separado por cartera de crédito (comercial, consumo e hipotecaria). Para este estudio la construcción de la variable de Influjo de Carteta Vencida se obtuvo mediante información pública proveniente desde el sitio web de la Comisión Para el Mercado Financiero (CMF), institución que mensualmente publica información financiera de las instituciones financieras reguladas y su respectiva calidad de cartera.

Los resultados de esta investigación demuestran que para la cartera comercial y de consumo un aumento en la incertidumbre genera un aumento estadísticamente significativo en el influjo de cartera vencida, como producto del empeoramiento en el comportamiento de pago. Se observa que los resultados difieren para ambas carteras en cuanto al rezago del impacto, ya que un aumento en la incertidumbre en el periodo de observación induce un aumento en el Influjo de Cartera Vencida para la cartera comercial, mientras que para la cartera de consumo un aumento en la incertidumbre en el periodo anterior induce un aumento en la variable de Influjo de Cartera Vencida, siendo los agentes corporativos (empresas) quienes internalizan con más rápidamente la incertidumbre dentro de su comportamiento de pago.

Pese a que se determinó una correlación positiva entre la incertidumbre y el influjo de cartera vencida para la cartera hipotecaria, esta correlación no fue estadísticamente significativa. Una posible explicación a esto guarda relación con la priorización en el pago de deudas de los individuos, quienes prefieren pagar un crédito hipotecario a un crédito de consumo, ya que dejar de pagar el crédito hipotecario puede llevar a que el deudor pierda su vivienda, por lo que aun cuando exista un importante aumento en la incertidumbre o empeoramiento de otra variable macroeconómica que deteriore la capacidad de pago de un deudor, este tipo de deuda seguirá siendo pagada.

El aporte de este trabajo con relación a trabajos realizados previamente destaca en: (i) la utilización de un panel de instituciones financieras, lo cual permite controlar por la heterogeneidad de cada una de estas; (ii) el uso de datos de alta frecuencia (mensual), (iii) la utilización del método de Arellano Bond para estimar los parámetros relevantes del estudio, y (iv) la incorporación del EPU como variable explicativa de movimientos en el riesgo de crédito en el sistema bancario chileno.

Los resultados de este trabajo fueron sometidos a una prueba de robustez, por lo que fueron contrastados mediante la utilización una variable dependiente alternativa; el ratio de *Non-Performing Loans*. Los resultados se mantuvieron para esta prueba, siendo los impactos en la misma dirección en comparación al modelo realizado con la variable de Inlujo de Cartera Vencida. De igual forma, la significancia estadística se mantuvo para cada cartera de crédito.

Esta investigación es de vital importancia para la autoridad económica, ya que demuestra que el aumento de la incertidumbre produce deterioros en el desempeño de las carteras de crédito comercial y consumo, lo que podría llevar a la entidad a tomar medidas contracíclicas que mitiguen los riesgos afrontados en periodos de mayor riesgo de crédito.

Este trabajo se está organizado de las siguientes secciones. La sección N°1 contiene el marco teórico que presenta las principales investigaciones que se han hecho, tanto a nivel nacional como internacional, en cuanto a correlación del riesgo de crédito y factores macroeconómicos. La sección N°2 presenta la variable de Inlujo de Cartera Vencida, la cual es utilizada para medir el Riesgo de Crédito es este estudio. La sección N°3 describe los datos, variables y realiza estadística descriptiva. La sección N°4 consiste en análisis econométrico, pues presenta la justificación del modelo empleado y las razones que sustentan su utilización, mientras que la sección N°5 presenta los resultados de esta investigación. Finalmente, la sección N°6 consiste en una prueba de robustez a los resultados obtenidos y la sección N°7 contiene en una discusión

de los resultados obtenidos y presenta las principales conclusiones emanadas de este trabajo de investigación.

2 Marco teórico

La correlación entre el riesgo de crédito y variables macroeconómicas es un tema ampliamente estudiado, tanto en la literatura económica - financiera nacional como internacional. Diversos autores han encontrado evidencia consistente con que en presencia de un empeoramiento en las condiciones macroeconómicas conlleva a un aumento en el riesgo que las instituciones enfrentan, así como también en los indicadores de mora e indicadores de cartera vencida.

2.1 Evidencia nacional

A nivel nacional, se han adoptado dos enfoques para estudiar la correlación de riesgo de crédito y factores macroeconómicos. El primero es el de Jara (2005), quien en su artículo "*Provisiones bancarias y ciclo económico*" consideró como variable de riesgo el gasto en provisiones, y buscaba establecer si es que esta variable había tenido un comportamiento procíclico o contracíclico con respecto a la actividad económica, para lo cual utilizó data con frecuencia trimestral para el periodo 1989-2004. Su objetivo fue testear el comportamiento del gasto en provisiones, donde existían dos visiones hasta ese momento. El primero es que las provisiones respondían al comportamiento de pago del pasado, y no al esperado, por lo que el gasto en provisiones necesariamente era contracíclico, es decir, que a mayor crecimiento económico menor era este gasto, lo que representaba un menor riesgo de crédito en la economía. Por otro lado, existía una visión de que el gasto en provisiones era procíclico, producto de que el crédito crecía fuertemente en periodos de expansión económica, lo que generaba una acumulación de riesgo de crédito que debían enfrentar las instituciones financieras. Con esto, el gasto en provisiones se incrementaba en presencia de un mayor crecimiento económico (comportamiento procíclico).

Su estimación fue efectuada con un panel de bancos cuya principal actividad era otorgar créditos, por lo que este estudio excluyó a los bancos que se dedicaban a la tesorería. En cuanto a la modelación macroeconómica, empleó una serie de variables explicativas. Las primeras capturaron los factores macroeconómicos y financieros que incidían en el nivel de riesgo de crédito de las instituciones financieras, para lo cual utilizó variables tales como el crecimiento del PIB, tasa de interés promedio de colocaciones de corto plazo y tasa de desempleo. El segundo grupo de variables consideró aspectos inherentes a cada institución, empleando factores tales como la participación de las colocaciones de consumo dentro del portafolio de créditos, rentabilidad sobre activos antes de provisiones, crecimiento real de las colocaciones, gastos de

apoyo operacional como porcentaje de los activos y nivel de adecuación de capital. El resultado de este trabajo demostró que el gasto en provisiones era contracíclico, encontrando evidencia de la visión clásica de provisiones, donde una caída en el crecimiento del PIB aumenta el gasto en provisiones. De igual forma, este estudio demostró que el desempleo es un factor estadísticamente significativo para explicar el gasto en provisiones, y a mayor desempleo mayor gasto en riesgo, aunque su impacto fue acotado.

Jara, Luna y Oda (2007), en el artículo "*Pruebas de tensión en Chile*", expuso la metodología para la realización de pruebas de tensión realizadas por el Banco Central de Chile. Este artículo definió las principales vulnerabilidades y escenarios de riesgo que enfrentaba la banca en Chile, donde se estableció que una de estas es el Riesgo de Crédito. Para realizar las pruebas de tensión en la banca, se definió como variable a estudiar el Gasto en Provisiones, al igual que el artículo de Jara (2005). De acuerdo al artículo de Jara, Luna y Oda (2007), la metodología establecida por el Banco Central de Chile para predecir el gasto en provisiones destacaba la utilización de variables como el crecimiento del PIB, tasas de interés y nivel de endeudamiento. Este artículo revela que a mayor tasas de interés de corto plazo, mayor será el gasto en provisiones, debido al aumento del costo de la deuda financiera. En cuanto al crecimiento económico, este estudio encontró que cuando este es superior al producto de largo plazo el gasto en provisiones es menor, lo que es consistente con lo encontrado por Jara (2005). Finalmente, este estudio incluye el nivel de endeudamiento medido como la razón de deuda - ingreso, el cual es no significativo para explicar el gasto en provisiones.

Otro estudio relevante es "*Riesgo de crédito en la banca de consumo*" Alfaro, Calvo y Oda (2009), el cual estudió el riesgo de crédito en la banca de consumo para el periodo 1992 a 2009 y su correlación con factores macroeconómicos, utilizando variables dependientes agregadas tales como gasto en provisiones, castigos y colocaciones totales. Este trabajo consideró solo instituciones financieras que tienen un alto porcentaje de sus colocaciones dentro de la banca de consumo, y utilizó información de los balances de bancos publicados por la ex Superintendencia de Bancos e Instituciones Financieras. Las variables explicativas que consideró el modelo son brecha de producto (medido como la diferencia entre PIB efectivo y PIB potencial), tasa de captación en UF promedio del sistema bancario entre uno y tres años, tasa de desempleo nacional e IMACEC desestacionalizado. Los resultados de Alfaro, Calvo y Oda (2009) concluyeron que cuando el PIB se encuentra por debajo del PIB potencial, se reduce significativamente el crecimiento de las colocaciones, y genera incrementos en provisiones y castigos como resultado del empeoramiento de la cartera.

Sagner (2012), en su estudio “El Influjo de Cartera Vencida como medida de Riesgo de Crédito: Análisis y aplicación al caso de Chile”, utilizó el Influjo de Cartera Vencida para explicar el deterioro de las carteras de crédito para el periodo enero 1997 a junio 2010. Este es un enfoque distinto al de Jara (2005), Jara, Luna y Oda (2007) y Alfaro, Calvo y Oda (2009) de gasto en provisiones, y presentaba las siguientes ventajas:

- I. El Influjo de Cartera Vencida, de acuerdo a los datos empleados por Sagner (2012), presentaban una mayor cobertura temporal que el gasto en provisiones por tipo de cartera.
- II. El Gasto en Provisiones es de naturaleza *forward looking* en Chile solo desde el año 2004, lo que le restaba comparabilidad a esta serie en términos temporales. Anterior a ese periodo, el Gasto en Provisiones era bajo pérdida incurrida (*backward looking*).
- III. El Gasto en Provisiones es carácter discrecional, en términos que la evaluación de riesgos bajo esta medida es relativa a la aversión relativa al riesgo de cada institución financiera. A partir de 2004, cada institución es libre de implementar modelos más o menos conservadores una vez superado un umbral regulatorio mínimo.
- IV. Finalmente, la serie de Influjo de Cartera Vencida presentaba series más suaves y con mejores propiedades estadísticas que el Gasto en Provisiones.

Este estudio, a diferencia de Jara (2005) que utilizó un panel de instituciones financieras, consideró datos agregados para el sistema financiero separado por cartera de crédito (consumo, comercial e hipotecaria). Los resultados del estudio de Sagner (2012) demostraron que para la cartera consumo, a mayor crecimiento económico menor será el Influjo de Cartera Vencida, pues los pagadores tendrán una mayor cantidad de recursos para servir sus deudas. Por otro lado, encontró evidencia que a mayores tasas de interés de captación, menor será el Influjo de Cartera Vencida, pues a tasas más altas quedarán fuera del mercado del crédito los deudores más riesgosos. En cuanto a la inflación, Sagner determinó que a mayor inflación, mayor será el Influjo de Cartera Vencida, pues existe una erosión en el poder adquisitivo de los pagadores. De igual forma, determinó que a crecimientos en los niveles de crédito por sobre lo esperado, mayor será el Influjo de Cartera Vencida, pues las instituciones asumen mayores niveles de riesgo.

Adicional a lo anterior, para la cartera comercial Sagner (2012) encontró correlaciones estadísticamente significativas para el IMACEC y tipo de cambio, determinando que a mayor IMACEC será menor el Influjo de Cartera Vencida, y que ante una depreciación del tipo de cambio local, mayor será el Influjo de Cartera Vencida. En cuanto a la cartera hipotecaria, este estudio encontró una correlación estadísticamente significativa para la variable IMACEC, estableciendo

una relación inversa, es decir, a mayor crecimiento menor será el Influjo de Cartera Vencida. Por el lado de la tasa de interés hipotecaria, determinó que mientras mayor sea esta, menor será el Influjo de Cartera Vencida. Finalmente, respecto al crecimiento de colocaciones, determinó que cuando el crecimiento del crédito es por sobre los niveles esperados, mayor será el Influjo de Cartera Vencida.

Es importante destacar que para la bibliografía nacional anteriormente mencionada no se emplearon indicadores de incertidumbre como posibles factores que impacten las diversas carteras de crédito de las instituciones, siendo este un tema que no ha sido objeto de estudio a la fecha.

2.2 Evidencia internacional

Internacionalmente, los determinantes macroeconómicos del deterioro de las carteras de créditos para las distintas economías han sido ampliamente estudiado por diversos autores. Estos principalmente han utilizado el ratio de *Non-Performing Loans*, y han correlacionado este indicador con factores macroeconómicos, controlando por distintos factores propios de cada institución financiera, tales como tamaño de los activos, ROA y nivel de capitalización, entre otros indicadores. A continuación, se presentan algunos estudios relevantes en este campo.

El estudio "*The Factors Influencing Bank Credit Risk: The Case of Tunisia*" de Zribi y Boujelbene (2011) encontró una correlación entre el riesgo de crédito, medido como el ratio de *Non-Performing Loans* que enfrentaban los bancos en Túnez para el periodo 1995-2008 y factores como la propiedad de los bancos (privado o estatal), regulaciones de capital, rentabilidad y factores macroeconómicos. Este estudio concluyó que existía una correlación estadísticamente significativa entre factores macroeconómicos como crecimiento del PIB, inflación, tipo de cambio y tasa de interés. Para el caso de la inflación, este estudio encontró una correlación negativa entre el riesgo de crédito de los bancos y una mayor inflación, debido a que esta diluye el valor real de los préstamos bancarios. Por el lado de las tasas de interés, se encontró que a mayor tasa de interés, menor es el riesgo de crédito, debido a que el riesgo que toman las instituciones financieras en sus préstamos decrece en la medida que existan mayores tasas de interés.

Para economías desarrolladas, destaca el estudio "*Nonperforming Loans and Macroeconomic Vulnerabilities in Advanced Economies*" de Nkusu (2011). Este estudio, mediante un modelo de Vectores Autorregresivos, reveló que existía una fuerte correlación entre el riesgo de crédito y factores macroeconómicos para un panel de instituciones financieras de 26 países. Los

principales factores para que produjeron movimientos significativos sobre el ratio de *Non-Performing Loans* fueron tanto el crecimiento económico como el desempleo.

Otro estudio relevante es el de Vitor Castro 2013, "*Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPS*", el cual estudió el vínculo entre indicadores macroeconómicos y el riesgo de crédito de bancos de Grecia, Irlanda, Portugal, España e Italia, todos países que se vieron afectados por serias crisis bancarias durante el periodo de estudio (1997-2011). Este estudio concluyó que el riesgo de crédito, medido como el ratio de *Non-Performing Loans*, aumentaba cuando caía el crecimiento del PIB y el índice de precios de la vivienda. Por otro lado, y como es de esperar, este estudio concluyó que aumentaba el riesgo de crédito cuando la tasa de desempleo y el crecimiento del crédito subían. En cuanto a las tasas de interés, este estudio concluyó que en presencia de mayores tasas, mayor era el ratio de *Non-Performing Loans*, pues se encarecía el costo del crédito, dificultando el pago para los deudores.

Respecto a Castro (2013), es importante destacar que realizó la estimación mediante el Método Generalizado de Momentos de Arellano Bond. El empleo de este método de estimación se debe a la utilización de datos de panel dinámicos para obtener los parámetros relevantes del estudio, ya que en este tipo de estimaciones suele ocurrir que el efecto inobservable está correlacionado con los retardos de la variable dependiente, lo que posteriormente generará estimaciones inconsistentes si es que se estimaran estos parámetros mediante efectos fijos o efectos variables.

Otro estudio relevante es el "*Micro and Macro Determinants of Non-performing Loans*" de Selma, Messai y Jouni (2013), el cual utilizó un panel de 85 bancos de Italia, Grecia y España para el periodo 2004-2008. Este estudio concluyó que a mayor crecimiento del PIB menor era el riesgo de crédito, mientras que a mayor desempleo y tasas de interés mayor era el ratio de *Non-performing Loans*. En cuanto a los factores intrínsecos de cada institución financiera, este estudio concluyó que mientras mayor era el ROA, menor era el riesgo de crédito de las instituciones.

Por otra parte, el estudio "*Non-Performing loan. What matters in addition to the economic cycle?*" de Beck, Jakubik y Piloju (2013), empleó el ratio de *Non Performing Loans* con datos del Fondo Monetario Internacional y Banco Mundial para el periodo 2005-2010 para 75 países, y por medio de un panel dinámico que estimó por el método de Arellano Bond, encontró evidencia de que el crecimiento del PIB fue el principal determinante de este ratio, demostrando que mientras mayor sea el crecimiento del PIB menor será el ratio de *Non Performing Loans*. Otros factores relevantes en el riesgo de crédito para estos 75 países fueron el tipo de cambio y el precio de las acciones, y demostró que depreciaciones y caídas en el precio de las acciones indujeron a un mayor riesgo

de crédito. No obstante lo anterior, este estudio recalca que las depreciaciones cambiarias no siempre inducirán a un mayor riesgo de crédito, y depende de factores como el porcentaje de créditos denominados en moneda extranjera.

El estudio “*The Determinants of NPLs in Emerging Europe, 2000-2011*” de Erdinc y Abazi (2014) analizó qué variables macroeconómicas afectaban el ratio de *Non Performing Loans* en el periodo 2000-2011 para instituciones bancarias de 20 países emergentes de Europa, para lo cual utilizó el método generalizado de momentos de Arellano Bond, ya que empleó un panel dinámico en donde la variable dependiente estaba en función de sus valores pasados. Este estudio demostró que el ratio de *Non Performing Loans* se afectaba significativamente con el crecimiento del PIB y la inflación, bajando el ratio de *Non Performing Loans*. La rentabilidad de cada institución financiera, utilizada como medida de eficiencia operativa, también demostró ser significativa, donde las organizaciones con mayor rentabilidad tenían un menor riesgo de crédito. En cuanto a las tasas de interés de colocación, este artículo demostró que mientras mayor sea esta, mayor será el ratio de *Non Performing Loans*, ya que existiría un problema de selección adversa en el sistema financiero, donde entrarían clientes que aparentan ser buenos pagadores, pero que en realidad no lo son, y en consecuencia, las instituciones financieras no serían capaces de realizar una adecuada evaluación del riesgo de los clientes. Adicional a lo anterior, y a diferencia de las conclusiones del estudio de Sagner (2012) para la economía de Chile, que concluyó que a mayor tasa de interés menor será el riesgo de las instituciones, el artículo de Erdinc y Abazi (2014) estableció que a una mayor tasa de interés se encarece el costo de los préstamos, haciendo más difícil realizar el pago de la deuda. Finalmente, pese a que este estudio testeó el grado de capitalización de cada institución financiera como posible variable explicativa, esta resultó ser no estadísticamente significativa para predecir el ratio de *Non Performing Loans*.

Por otro lado, el estudio “*Macroeconomic and Institutional Determinants of Non-performing Loans*” de Tanasković y Jandrić (2014), determinó qué factores incidían sobre el ratio de *Non Performing Loans* para países de Europa central y del sureste para el periodo 2006-2013. Este estudio encontró que el riesgo de crédito disminuía en estos países cuando había un incremento en el crecimiento del PIB mientras que la exposición cambiaria producirá un incremento en el riesgo de crédito en presencia de depreciaciones de la moneda local.

Otro estudio relevante en el campo del riesgo de crédito y los factores macroeconómicos que inciden en este, es el que efectuó Waemustafa y Sukri (2015), “*Bank Specific and Macroeconomics Dynamic Determinants of Credit Risk in Islamic Banks and Conventional Banks*”, el cual buscaba identificar diferencias entre bancos convencionales e islámicos en Malasia, para

lo cual estudió la correlación entre el riesgo de crédito, medido como el ratio de *Non-Performing Loans*, y factores macroeconómicos para 15 bancos islámicos y 13 convencionales en Malasia para el periodo 2000-2010, controlando por factores específicos a cada institución financiera. Este estudio encontró una correlación negativa entre el tamaño de los activos de los bancos y el riesgo de crédito, señalando que mientras más grande sea la institución, tendrá economías de escalas reflejadas en un menor costo de fondo, con lo que podría atraer a los clientes con un mejor perfil de riesgo. En cuanto a la inflación, se estableció una correlación negativa y estadísticamente significativa para bancos convencionales. Esto es consistente con el estudio de Castro (2013), el cual argumentó que el valor real de los créditos disminuye en presencia de alta inflación. No obstante lo anterior, estos últimos resultados no fueron significativos.

Por otro lado, el estudio de Ghyasi 2016 utilizó un panel de datos para medir el riesgo de crédito para países en vías de desarrollo (Irán, Brasil, Turquía, Sudáfrica, China, Rusia e India) y países desarrollados (Estados Unidos, Gran Bretaña, Alemania, Francia, Japón, Canadá y Suiza). Se consideraron 4 métodos de estimación, mínimos cuadrados ordinarios, efectos fijos, efectos variables y Arellano-Bond. Los resultados de este estudio concluyeron que mientras mayor sea el crecimiento del PIB, y menor sea desempleo, menor será el ratio de *Non Performing Loans*, debido a que mejores condiciones macroeconómicas contribuyen en que los deudores puedan pagar sus deudas con mayor facilidad. Otra variable relevante de este estudio fue el nivel de importaciones, y se argumentó que mientras mayor sea el nivel de importaciones mayor será el nivel de riesgo en la economía, pues mayor será el nivel de deuda y más difícil será pagar los créditos para las empresas. Por el lado de la inflación, este estudio demostró que a mayor inflación, menor será el ratio de *Non Performing Loans*, ya que en presencia de tasas de inflación más altas los deudores tendrán un mayor nivel de activos, con lo que preferirán pagar sus créditos con el objetivo de eliminar las hipotecas a las cuales tienen derecho las instituciones financieras.

En cuanto a indicadores de incertidumbre y su influencia en el mercado del crédito, destaca el estudio "*Economic Policy Uncertainty and the credit channel: Aggregate and bank level U.S. evidence over several decades*" de Bordo, Duca y Koch (2016). Este estudio determinó el comportamiento de las instituciones financieras para el otorgamiento de créditos en la economía norteamericana, y determinó los principales factores que afectaron este mercado. Lo interesante de este trabajo es que estableció una correlación inversa entre incertidumbre y riesgo de crédito; en presencia de mayor incertidumbre, medida por el *Economic Policy Uncertainty Index*, el crédito se contraía significativamente.

Respecto de indicadores de incertidumbre que afectan el riesgo de crédito, destaca el artículo “*Economic Policy Uncertainty and non-performing loans: The moderating role of bank concentration*” de Karadima y Louri (2020). Este estudio utilizó un panel de 507 instituciones financieras de la zona euro para cuatro países; Francia, Alemania, Italia y España. El estudio abarcó información desde el año 2005 a 2017, y consideró un panel dinámico para estimar el ratio de *Non-Performing Loans*, utilizando el método de Arellano Bond. Este estudio concluyó que en presencia de mayor incertidumbre económica, medida mediante el *Economic Policy Uncertainty Index*, incrementa el ratio de *Non-Performing Loans*. De igual forma, otros factores que incidieron significativamente sobre riesgo de crédito fueron el crecimiento del PIB, la concentración de mercado de la institución financiera y el ROA, mostrando que mientras mayores sean estos indicadores, menor será el ratio de *Non-Performing Loans*. En cuanto al ratio de Préstamos a Activos Totales, este estudio concluyó que mientras mayor sea este ratio, mayor será el riesgo de crédito de las instituciones del estudio.

Otro artículo relevante en relación con medidas de incertidumbres y el riesgo de crédito es el “*Increased Uncertainty, Credit Supply, and Non-Performing Loans in the Eurozone*” (Kostis 2020). Este artículo evalúa el rol de la incertidumbre en relación al comportamiento del crédito, para lo cual utiliza indicadores de oferta de colocaciones crediticias, como así también el ratio de *Non-Performing Loans*. Este estudio utilizó como medida de incertidumbre un panel para 19 países de la eurozona para el periodo 2006-2016, y construyó el indicador de incertidumbre en base a datos derivados de las bolsas de cada país del estudio. Las conclusiones de este artículo fueron que cuando la incertidumbre económica aumentaba, el nivel total de endeudamiento bajaba, como así también había un aumento en el ratio de *Non-Performing Loans*. Es particularmente interesante las razones que entrega este estudio de los motivos por los cuales aumenta el riesgo de crédito en presencia de mayor incertidumbre. La primera explicación radica en el aumento del costo de financiamiento de las instituciones financieras producto de las primas por riesgo, lo que generará mayores tasas de colocación y un mayor costo del crédito. De igual forma, la mayor incertidumbre inducirá a peores comportamientos de pagos por parte de los tomadores de créditos, producto del reordenamiento del gasto hacia ítems de primera necesidad. Finalmente, otro motivo por el cual la incertidumbre aumentaría el riesgo de crédito sería por la intensificación del problema de agencia, donde el agente tendría distintos incentivos al principal.

3 Influjo de Cartera Vencida y EPU

3.1 Cálculo del Influjo de Cartera Vencida

De acuerdo a Sagner (2012), para obtener el Influjo de Cartera Vencida fue necesario trabajar con la siguiente identidad:

$$CV_{t,i} = CV_{t-1,i} + FCV_{t,i} - CA_{t,i}$$

Esta ecuación supone que los castigos son insignificantes. Luego, y normalizando por el *stock* de colocaciones totales, es posible trabajar con la siguiente identidad:

$$ICV_{t,i} = \frac{CV_{t,i} - CV_{t-1,i} + CA_{t,i}}{Coloc_{t,i}}$$

Donde:

- $CV_{t,i}$ es el *stock* de cartera vencida para la cartera i en el periodo t .
- $CV_{t-1,i}$ es el *stock* de cartera vencida para la cartera i en el periodo $t-1$.
- $FCV_{t,i}$ es el flujo de cartera vencida para la cartera i en el periodo t .
- $CA_{t,i}$ es el flujo de castigos contables para la cartera i en el periodo t .
- $Coloc_{t,i}$ son las colocaciones para la cartera i en el periodo t .

La elección del enfoque de Influjo de Cartera Vencida por sobre el enfoque de Gasto en Provisiones guarda relación con que el enfoque de gasto en provisiones posee un componente discrecional, de acuerdo a lo especificado en la sección de marco teórico del presente trabajo. Un aumento en el gasto en provisiones podría guardar directa relación con cambios en las políticas internas de las instituciones en relación al apetito por riesgo, pero no necesariamente eso significaría que las carteras de crédito tienen un deterioro real en cuanto a comportamiento de pago de los deudores.

De igual forma, es importante destacar que el Influjo de Cartera Vencida es un indicador similar al ratio de *Non-Performing Loans*, el cual ha sido ampliamente utilizado en la literatura internacional. Esto debido a que en efecto, el Influjo de Cartera Vencida es un ratio de *Non-Performing Loans* en diferencia con respecto al periodo anterior, corregido por los castigos de la cartera. Es muy importante la corrección por los castigos de cartera, ya que esto soluciona eventuales interpretaciones incorrectas del ratio *Non-Performing Loans*, ya que podría existir el

caso en el que este mejore solo producto de un efecto contable de llevar a castigos créditos con una remota probabilidad de pago.

Es importante destacar la diferencia entre cartera vencida y mora. Por un lado la cartera vencida es toda deuda que tiene una morosidad igual o mayor a 90 días de mora, mientras que la morosidad hace relación a los días transcurridos desde el incumplimiento del compromiso financiero. Por lo tanto, mora y cartera vencida son conceptos distintos, entrando a la cartera vencida aquellos clientes que han alcanzado un grado de morosidad importante. Es importante destacar que la morosidad de un deudor en una institución financiera corresponde a la máxima de sus créditos, por lo que si tiene 3 créditos, uno sin mora, otro con 30 días de morosidad y otro con 120 días, el cliente tendrá una morosidad de 120 días para los 3 créditos.

3.2 Análisis normativo del Influjo de Cartera Vencida

De acuerdo a la normativa chilena, se define como *cartera en incumplimiento* a “los deudores y sus créditos para los cuales se considera remota su recuperación, pues muestran una deteriorada o nula capacidad de pago” (Comisión para el Mercado Financiero, 2020). Forman parte de esta cartera los clientes que presentan una mora igual o superior a 90 días, y también aquellos que requieren de una reestructuración forzosa de sus deudas. Para efectos de este estudio, se considerará como cartera vencida a todos los créditos que tengan 90 o más días de morosidad.

En cuanto a los castigos de operaciones financieras, las instituciones financieras reconocen y esperan no recuperar los créditos, y remueven de sus activos estas colocaciones, para lo cual efectúan esta operación contra las provisiones por riesgo de crédito constituidas en la institución.

De acuerdo a la normativa chilena, los castigos se realizan cuando se cumplen con las siguientes condiciones (Compendio de Normas Contables, Capítulo B2 pág 3, Comisión para el Mercado Financiero):

“a) El banco, basado en toda la información disponible, concluye que no obtendrá ningún flujo de la colocación registrada en el activo.

b) Cuando una acreencia sin título ejecutivo cumpla 90 días desde que fue registrada en el activo.

c) Cuando el tiempo de mora de una operación alcance el plazo para castigar que se dispone a continuación:”

<i>Tipo de colocación</i>	<i>Plazo</i>
<i>Créditos de consumo con o sin garantías reales</i>	<i>6 meses</i>
<i>Otras operaciones sin garantías reales</i>	<i>24 meses</i>
<i>Créditos comerciales con garantías reales</i>	<i>36 meses</i>
<i>Créditos hipotecarios para vivienda</i>	<i>48 meses</i>

d) Al cumplirse el plazo de prescripción de las acciones para demandar el cobro mediante un juicio ejecutivo o al momento del rechazo o abandono de la ejecución del título por resolución judicial ejecutoriada.“

3.3 Economic Policy Uncertainty (EPU)

Corresponde a un indicador elaborado calculado mensualmente y considera diversos aspectos que miden la incertidumbre subyacente en las distintas economías. Para el caso de Estados Unidos este indicador recoge 3 aspectos; la incertidumbre mediante un contador de palabras asociadas a la incertidumbre de los principales periódicos, discrepancias en indicadores de crecimiento económico entre los economistas e información tributaria. No obstante, para el caso chileno, y por ser una economía pequeña, utiliza solo información de los periódicos, sin considerar los otros aspectos considerados internacionalmente. Este indicador fue elaborado de acuerdo a Cerda, Silva y Valente (2016), los cuales se basaron en el enfoque de Baker (2016). Si bien este indicador es capaz de medir razonablemente aumentos de incertidumbres producto de determinados elementos, presenta algunas debilidades. Estas debilidades guardan relación principalmente en que considera información de tan solo un periódico (El Mercurio), y no toma en cuenta más aspectos asociados a incertidumbre, lo que podría inducir a sesgos en la estimación. Con todo, este indicador representa un avance significativo en lo que corresponde a entregar métricas que aporten en la medición de un aspecto tan relevante como la incertidumbre.

4 Datos, Variables y Estadísticas Descriptivas

4.1 Criterios de inclusión de instituciones financieras

Se consideraron aquellas instituciones más relevantes para el sistema financiero por tamaño de activos para el periodo en estudio (enero 2009- octubre 2019), sin considerar a los bancos tesorería, comercio exterior y servicios financieros. Se establecieron dos criterios para que una institución sea considerada dentro de la investigación; (a) relevancia en el sistema financiero, esta medida como participación de la institución financiera en el total de los activos y (b) relevancia dentro de la cartera en estudio (comercial, consumo o hipotecaria), es decir, que tenga una participación importante en las colocaciones de la cartera a nivel sistémico.

En base al primer criterio de relevancia a nivel de activos totales, se excluyeron a los bancos Falabella, Internacional, Ripley y Paris, al tener un porcentaje de participación de los activos muy pequeños, cercanos al 1% cada uno, según lo especificado en la tabla número 1.

Tabla N°1: Participación según tamaño de activos por Institución Financiera.

INSTITUCIÓN FINANCIERA	PARTICIPACIÓN DE ACTIVOS
BANCO SANTANDER-CHILE	18,3%
BANCO DEL ESTADO DE CHILE	16,6%
BANCO DE CHILE	16,2%
BANCO DE CREDITO E INVERSIONES	14,7%
ITAÚ CORPBANCA	13,6%
SCOTIABANK + BBVA	12,3%
BANCO SECURITY	3,0%
BANCO BICE	2,9%
BANCO FALABELLA	1,2%
BANCO INTERNACIONAL	0,8%
BANCO RIPLEY	0,4%
BANCO PARIS	0,1%

Con esto, para el presente estudio se consideraron tres tipos de instituciones: (a) multibancos grandes, (b) multibancos medianos y (c) especializada mediana, según la clasificación efectuada por el estudio “*Agrupación de instituciones bancarias a partir de un análisis de Cluster: Una aplicación al caso de Chile*” de Jara y Oda (2014). Este criterio también es consistente con lo

empleado por Jara (2005) en su artículo "*Provisiones bancarias y ciclo económico: el caso de Chile*", que excluyó a los bancos que se dedicaban a operaciones de tesorería.

Este criterio se adoptó en vista de que la estimación se realizará por medio del método de datos de panel, por lo que al ser instituciones financieras de menor tamaño en comparación a los multibancos y banca especializada mediada, la inclusión de estas instituciones en la estimación del modelo será no representativa, ya que su peso será el mismo que un multibanco, siendo que el movimiento de estas instituciones es no representativo para el sistema, lo que sesgaría los resultados.

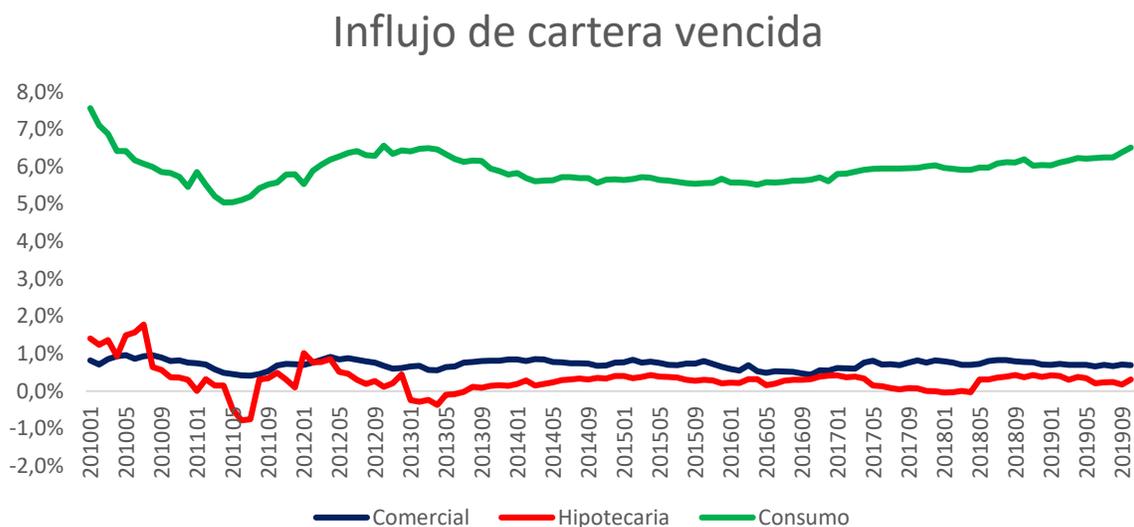
Para la estimación de la cartera hipotecaria y consumo, se realizó la estimación con 6 instituciones financieras; Banco Santander, Banco Estado, Banco de Chile, Banco de Crédito e Inversiones, Itaú Corpbanca y Scotiabank (el cual considera toda la historia del banco BBVA), excluyendo los bancos Security y Bice, los cuales tienen carteras despreciables en estos mercados. Sin embargo, estas instituciones sí se consideraron para la estimación del modelo de la banca comercial, ya que poseen una participación relevante en estos mercados.

4.2 Influjo de cartera vencida

Para este estudio se utilizan datos de instituciones bancarias, las cuales mensualmente reportan a la Comisión para el Mercado Financiero, institución que posteriormente los publica en su sitio web manteniendo la identificación de cada institución reportante. La información publicada consiste en el Estado de Situación Financiera, Estado de Resultado Mensual, Información Complementaria Mensual (el cual considera información de la calidad de las carteras, ya que entrega información sobre la cartera deteriorada) e Información sobre carteras con morosidad de 90 días o más de créditos por cartera. Para este estudio se consideró la serie de flujo de cartera vencida desde enero 2009 hasta octubre 2019.

La serie de flujo de cartera vencida en términos mensuales es muy ruidosa, y no presenta una tendencia sobre los ciclos que sigue la serie. Es por este motivo que se ha decidido modelar esta serie sobre una base móvil de 12 meses, para así ver tendencias de más largo plazo, de acuerdo a los criterios adoptados por Sagner (2012).

Gráfico N°1: Influjo de cartera vencida por cartera.



Fuente: Elaboración propia con datos de la CMF. Tasa anualizada e indicadores en media móvil a 12 meses.

Al analizar la serie de influjo por cartera, se observa que persistentemente la cartera de consumo tiene un mayor influjo en comparación a las series comercial e hipotecaria, y adicionalmente presenta una mayor volatilidad, estando sus valores aproximadamente entre el 5% al 7,5%. Por otro lado, se observa que tanto la cartera comercial como hipotecaria siguen tendencias similares, estando sus influjos para casi todo el periodo en estudio entre 0% al 1,5% aproximadamente. Estos resultados son consistentes con el estudio de Sagner (2012) para el periodo 1997-2010, donde la serie con mayor influjo de cartera vencida igualmente fue la de consumo.

4.3 Variables explicativas macro-financieras

Los indicadores de Inlujo de Cartera Vencida para las carteras comercial, consumo e hipotecaria serán estimados con un set de variables explicativas detalladas a continuación:

- ✓ **Índice de incertidumbre para Chile (EPU):** Serie mensual en logaritmo natural del índice *Economic Policy Uncertainty* para la economía chilena. Es esperable que a mayor EPU,

mayor sea el influjo de cartera vencida, pues la incertidumbre generaría un efecto de redistribución del gasto por parte de los agentes económicos hacia ítems de máxima prioridad, o bien, ahorrarían ante la expectativa que dicha incertidumbre merme de manera significativa los ingresos económicos de dichos agentes. Otra explicación viene dada por el posible aumento en las tasas de interés producto de la volatilidad, lo que generaría mayor costo del crédito, según lo especificado por Kostis 2019. Esta serie se utilizará para modelar el Influjo de Cartera Vencida de las tres carteras en estudio, comercial, consumo e hipotecaria, según lo definido en los objetivos de esta investigación. Los datos de esta serie se obtuvieron desde el sitio web de la institución que calcula este indicador.¹

- ✓ **Crecimiento anual del IMACEC:** Serie mensual que describe el crecimiento anualizado de la economía chilena. Dada la relevancia de esta variable para toda la economía, pues es la que mejor mide el dinamismo de esta, se utiliza para modelar el Influjo de Cartera Vencida tanto para la cartera comercial, consumo e hipotecaria. Es esperable que a mayor IMACEC menor sea el Influjo de Cartera Vencida, ya que un empeoramiento de las condiciones macroeconómicas incidiría en un peor comportamiento de pago por parte de los agentes económicos. Como se mencionó anteriormente en la sección bibliográfica, el uso que se le ha dado a esta serie para explicar los movimientos en el riesgo de crédito de los distintos sistemas financieros es amplio. Esta información fue obtenida desde el sitio web del Banco Central de Chile.

- ✓ **Tasa de interés promedio:** Considera tasas promedio de colocación para las carteras comercial, consumo e hipotecaria. La correlación entre las tasas de colocación y el Influjo de Cartera Vencida se puede interpretar desde dos enfoques, según la evidencia encontrada a la fecha. El primero establece que mientras mayor sean las tasas de interés, menor sea el Influjo de Cartera Vencida, ya que una mayor tasa de interés dejará fuera del mercado del crédito a los deudores más riesgosos al momento de la evaluación comercial. Es este sentido, los autores Zribi y Boujelbene (2011) y Sagner (2012) entre otros, han encontrado evidencia que respaldan este punto de vista. Por el contrario, el segundo enfoque establece que a mayor tasa de interés, mayor será la tasa de interés, pues el costo del financiamiento aumentará en presencia de una mayor tasa de interés,

¹ Para mayor información consultar el sitio web <https://www.policyuncertainty.com/>.

lo que implicaría que los clientes enfrenten mayores dificultades para servir su deuda. Los autores Castro (2013), Selma, Messai y Jouini (2013), entre otros, han encontrado evidencia que respaldan que en presencia de una mayor tasa de interés, mayor será el deterioro de las carteras de crédito. La información de estas tasas de interés fue obtenida desde el sitio web del Banco Central de Chile.

- ✓ **Crecimiento anual del IPC:** Serie mensual del índice de precios al consumidor, y es esperable que a mayor IPC mayor sea el Influjo de Cartera Vencida, pues a mayor inflación serán menores los ingresos reales de los agentes económicos, lo que incidiría en una menor capacidad de pago y presionaría al alza sobre el Influjo de Cartera Vencida de las carteras orientadas a personas, es decir, cartera consumo e hipotecaria. Sagner (2012) encontró evidencia en favor de esta visión. No obstante lo anterior, también podría existir la correlación inversa, ya que se ha documentado que el IPC es un *proxy* de la política monetaria, es decir, ante una mayor inflación las tasas de interés cortas se verán incrementadas, lo que llevaría que salgan los clientes más riesgosos del mercado del crédito, lo que implicaría un menor Influjo de Cartera Vencida. Los autores Zribi y Boujelbene (2011), Karadima y Louri (2020), entre otros, han encontrado evidencia de esto último. Esta serie fue obtenida desde la página del Instituto Nacional de Estadísticas.

4.4 Variables de control por institución financiera.

Dado que se realizarán estimaciones por medio de datos de panel, se elaboraron una serie de variables para controlar por la heterogeneidad de las instituciones en estudio. Estas variables se construyeron a partir de los datos mensuales publicados por la CMF en su sitio web, de igual forma como se hizo para construir el influjo de cartera vencida. Las variables de control por institución financiera son las que se detallan a continuación:

- ✓ **Retorno sobre activos (ROA):** Construido como el ratio de utilidades sobre activos totales. Este indicador representa un *proxy* que mide la eficiencia institucional, y es esperable que mientras mayor sea el ROA mayor sea la eficiencia de la institución financiera en su gestión interna, y en consecuencia menor sea el Influjo de Cartera Vencida.

- ✓ **Participación de la institución en la cartera de crédito:** Se utiliza la participación de las colocaciones de la institución financiera en la cartera de crédito (consumo, comercial o hipotecaria) sobre el total de dicha cartera. Es esperable que mientras mayor sea la participación de la institución, menor sea el Influjo de Cartera Vencida, pues a mayor nivel de colocaciones más grande será la entidad y en consecuencia tendrá mayores colaterales para financiarse a un menor costo en el sistema financiero, lo que llevaría a ofrecer créditos más baratos para sus clientes. Esto es respaldado por el estudio de Karadima y Louri (2020).

- ✓ **Leverage:** Busca controlar por la estructura de financiamiento de la entidad, y es esperable que a mayor apalancamiento, mayor sea el Influjo de Cartera Vencida, pues este indicador es una métrica de la salud financiera del banco. Comúnmente, las instituciones financieras pueden solventar sus pérdidas crediticias por dos vías; mediante provisiones por concepto de riesgo de crédito o por capital. A mayor capitalización (menor *leverage*), más solvente será la institución financiera, lo que podría llevar a tomar menos riesgos. Esto es respaldado por Erdinc y Abazi (2014).

Tabla N°2: Estadística descriptiva de las series macroeconómicas a utilizar en el modelo de estimación.

Variable	Número de observaciones	Promedio	Desv. Estándar	Min	Max
$ICV_t^{Comercial}$	944	0,69%	0,53%	-0,52%	4,38%
$ICV_t^{Consumo}$	944	4,96%	1,89%	0,62%	9,35%
$ICV_t^{Hipotecaria}$	944	0,28%	0,72%	-3,47%	5,42%
ln_t^{EPU}	944	4,634	0,386	3,699	5,645
g_t^{IMACEC}	944	3,45%	2,36%	-3,40%	12,50%
g_t^{IPC}	944	2,89%	1,18%	-0,31%	5,78%
$i_t^{Comercial}$	944	7,55%	1,32%	4,90%	9,97%
$i_t^{Consumo}$	944	24,59%	2,75%	19,38%	30,35%
$i_t^{Hipotecaria}$	944	3,82%	0,53%	1,99%	4,60%
ROA_t	944	1,07%	0,60%	-0,01%	2,54%
$Part\ cartera_t^{Comercial}$	944	8,18%	4,19%	1,40%	19,08%
$Part\ cartera_t^{Consumo}$	944	7,06%	5,05%	0,20%	18,87%
$Part\ cartera_t^{Hipotecaria}$	944	7,53%	5,23%	0,38%	20,15%
$Leverage_t$	944	12,674	3,296	7,122	23,809

Fuente: Elaboración propia con datos EPU, Banco Central de Chile e Instituto Nacional de Estadísticas.

- ✓ **Dummy compra BBVA por parte de Scotiabank:** Si bien para efectos de este trabajo los datos de Influjo de Cartera Vencida de estas instituciones se trabajaron como si siempre hubiesen estado fusionadas, esta variable busca controlar el cambio en el gobierno corporativo y apetito por riesgo de la institución una vez efectuada la compra, en septiembre de 2018. Es esperable que esta variable sea positiva, ya que de BBVA por parte de Scotiabank buscaba posicionar este último banco como una de las instituciones financieras más importantes a nivel nacional. Esta variable se utiliza para modelar la serie comercial, consumo e hipotecaria.

- ✓ **Dummy compra Corpbanca por parte de Itaú:** Si bien para efectos de este trabajo los datos de Influjo de Cartera Vencida de estas instituciones se trabajaron como si siempre hubiesen estado fusionadas, esta variable busca controlar el cambio en el gobierno

corporativo y apetito por riesgo de la institución una vez efectuada la compra en abril 2016. Al igual que para el caso de la fusión de BBVA con Scotiabank, la compra de Corpbanca por parte de Itaú buscaba posicionar este último banco como una importante institución financiera a nivel nacional, por lo que se espera que el parámetro asociado a esta variable sea positivo. Esta variable se utiliza para modelar la serie comercial, consumo e hipotecaria.

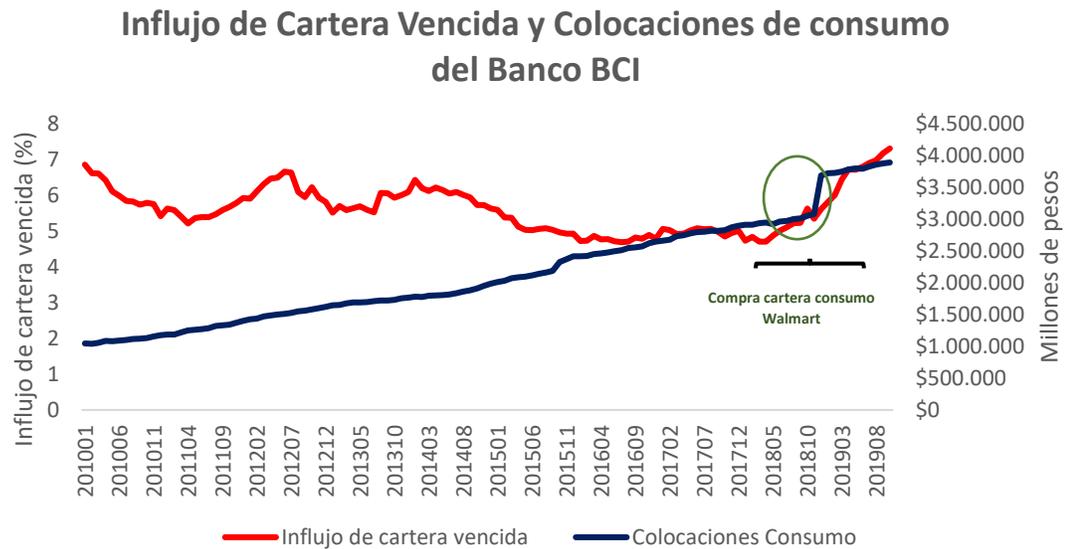
Vale la pena destacar que las variables *dummies* de compras de otras instituciones financieras, tales como la compra del BBVA por parte de Scotiabank como también la compra de Corpbanca por parte de banco Itaú, recogen un efecto de arrastre que se da producto de la consolidación de dos carteras de crédito de instituciones distintas. Esto ocurre, ya que normativamente se reporta la morosidad más antigua, es decir, la mayor morosidad que presenta un cliente dentro de una cartera de crédito. Un ejemplo de esto sería un cliente que a septiembre 2018 presentaba dos créditos de consumo, uno en el Banco BBVA y otro en el banco Scotiabank. El cliente, con el banco BBVA no presentaba mora, pero con banco Scotiabank presentaba 95 días de morosidad. Al considerar la mayor mora, la institución financiera considerará que la morosidad para los dos créditos será de 95 días de atraso. Por esto, se espera que las variables *dummies* definidas previamente, tengan una incidencia positiva sobre el Influjó de Cartera Vencida, ya que además del efecto descrito de cambios en el gobierno corporativo y un mayor apetito por riesgo, se le sume el efecto contable producto de la consolidación de ambas carteras.

4.5 Variables de control por cartera de crédito.

- ✓ **Dummy compra de tarjeta Walmart por parte del Banco BCI:** Esta variable recoge el ingreso de cartera exógena a la cartera de consumo del sistema bancario chileno a partir de diciembre 2018. Al ser una cartera de peor calidad, es esperable que el estimador asociado a esta variable sea positivo, pues los clientes dentro de esta cartera suelen tener peores comportamientos de pago.

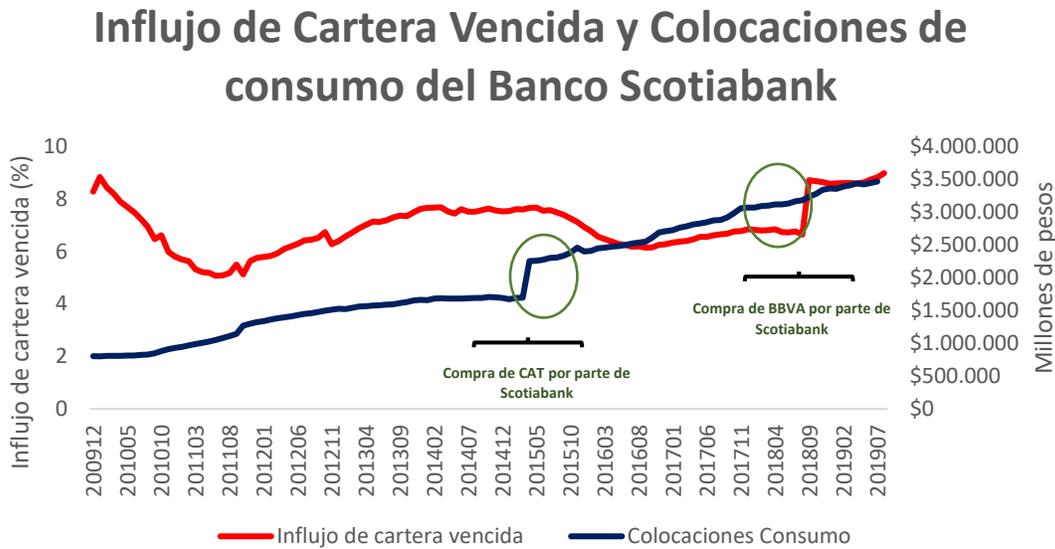
Esto se observa en el gráfico número 2, donde se puede apreciar que a partir de diciembre 2018 la serie de Influjó de Cartera Vencida experimentó un crecimiento discreto producto de la incorporación de la cartera de Walmart al banco BCI.

Gráfico N°2: Influjo de Cartera Vencida y Colocaciones para cartera consumo del banco BCI.



- ✓ **Dummy compra de tarjeta Cencosud por parte del Banco Scotiabank:** Esta variable recoge el ingreso de cartera exógena a la cartera de consumo del sistema bancario chileno a partir de agosto 2018.

Gráfico N°3: Influjo de Cartera Vencida y Colocaciones para cartera consumo del banco Scotiabank.



Para la compra de carteras de consumo exógenas también aplica el efecto de arrastre descrito en la sección anterior. Esto se observa fuertemente a partir de agosto 2018, donde se realizó la compra del Banco BBVA por parte de Scotiabank. Si bien para efectos de esta investigación se consideró la cartera de Scotiabank y la de BBVA de forma consolidada, es decir, como si siempre hubiesen sido una sola institución, la fusión de estas dos instituciones genera un incremento importante en el Inflow de Cartera Vencida producto de este arrastre.

5 Análisis Econométrico

5.1 Modelo econométrico

Como se mencionó anteriormente, la variable de estudio será el Influjo de Cartera Vencida, separando para cada cartera en estudio (comercial, consumo e hipotecaria) en base anual y media móvil a 12 meses. La utilización de esta variable tiene su justificación en el estudio de Sagner 2012, el cual justifica que es un mejor indicador de calidad de cartera que el gasto en provisiones, pues este último tiene un componente discrecional que está en función del apetito por riesgo de cada institución crediticia.

El modelo a estimar tiene la siguiente especificación:

$$ICV_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_j * ICV_{i,t-1} + \phi * EPU_t + \rho * EPU_{t-1} + \sum_{l=1}^x \beta_l * \theta_{t-1} + \sum_{m=1}^y \delta_m * \gamma_{i,t,t-1} + \sum_{n=1}^z \omega_n * d_{i,m,t} + \varepsilon_t$$

Donde:

- ✓ $ICV_{i,t-j}$: Variable dependiente rezagada 1 vez con respecto al momento t para la institución i . Se utilizará solo un rezago de la variable dependiente, con el fin de que esta
- ✓ EPU_t : Economic Policy Uncertainty (EPU) en el momento t .
- ✓ θ_{t-1} : Set de variables macroeconómicas explicativas en el momento $t-1$.
- ✓ $\gamma_{i,t-1}$: Set de variables financieras para la institución i en el momento $t-1$.
- ✓ $d_{i,m,t}$: Set de variables dummies para la institución i en el momento t .
- ✓ ε_t : Error del modelo en el momento t .

Esta modelación es consistente con lo realizado por Karadima y Louri en 2020, estudio que probó el efecto de la incertidumbre sobre el ratio de *Non-Performing Loans* para 507 instituciones financieras de Francia, Alemania, Italia y España.

5.2 Método de estimación

Para este trabajo, se realizará una estimación mediante el método de datos de panel. Con este método de estimación se obtienen ciertas ventajas con respecto a una estimación con datos agregados, pues permite controlar por heterogeneidad no observada. Para este caso de modelación del riesgo de crédito por medio del Influjo de Cartera Vencida, los datos de panel

permitirán controlar por eficiencia organizacional, gobierno corporativo, tamaño de la institución y estructura de financiamiento principalmente, que de acuerdo a la sección de marco teórico son aspectos relevantes a tener en cuenta.

La estimación de este modelo será por medio del Método Generalizado de Momentos de Arellano Bond. Esto se explica por ser un modelo de datos de panel dinámico, donde la variable dependiente en el periodo T depende directamente de sus valores pasados, ya que es una serie que muestra un grado de persistencia importante, de acuerdo a la sección de Datos, Variables y Estadística Descriptiva. Al ser un modelo de datos de panel dinámico, tanto la estimación de datos de panel por efecto fijo y variable se vuelven inconsistentes, ya que por construcción la variable rezagada está correlacionada con el error inobservable a cada individuo. Es por este motivo, que la estimación se realizará por el Método Generalizado de Momentos de Arellano Bond.

Este método de estimación ha sido utilizado previamente en investigaciones que han correlacionado el Riesgo de Crédito con factores macroeconómicos, pues los estudios de Beck, Jakubik y Piloiu (2013), Castro (2013), Erdinc y Abazi (2014) y Karadima y Louri (2020) utilizaron el método de estimación de Arellano Bond para correlacionar los movimientos del riesgo de crédito con factores macroeconómicos.

6 Resultados

Para la cartera comercial, los resultados de la tabla número 3 indican que hay una correlación estadísticamente significativa entre el Influjo de Cartera Vencida y los distintos factores macroeconómicos. Para la regresión (1), se demuestra que en presencia de un aumento de un 1% de la incertidumbre medida por medio del logaritmo natural del índice *Economic Policy Uncertainty*, el Influjo de Cartera Vencida aumentará aproximadamente en un 0,035%, siendo este resultado estadísticamente significativo al 10%. En cuanto al modelo que correlaciona la incertidumbre con el influjo de cartera vencida con un periodo de rezago, si bien ésta tiene un efecto positivo, es decir, que cuando aumenta el *Economic Policy Uncertainty* en un 1% el Influjo de Cartera Vencida lo hace en un 0,011%, este resultado no estadísticamente significativo. La significancia estadística del *Economic Policy Uncertainty* del periodo t se mantiene cuando se incluye simultáneamente el del periodo $t-1$, de acuerdo a la regresión (3), siendo su orden de magnitud similar al observado en la regresión (1); en presencia de un aumento de un 1% del *Economic Policy Uncertainty*, el Influjo de Cartera Vencida aumentará aproximadamente en un 0,036%. A pesar de que para la regresión (3) el efecto de la incertidumbre del periodo $t-1$ es negativo, este no es estadísticamente significativo, siendo su orden de magnitud muy acotado.

El hecho de que esta variable sea significativa solo en el periodo t y no en $t-1$, revela que este efecto de aumento en el Influjo de Cartera Vencida es solo significativo en el muy corto plazo, es decir, sobre créditos que ya presentan un nivel de deterioro significativo, ya que un aumento en el *Economic Policy Uncertainty* del mes de observación conlleva el incremento en el Influjo de Cartera Vencida de manera casi inmediata. Con esto se puede decir que los agentes corporativos, principales actores dentro de la cartera comercial, internalizan rápidamente la incertidumbre en su comportamiento de pago, lo que genera que aumente el Influjo de Cartera Vencida.

Respecto al set de variables macroeconómicas, destaca que a mayor crecimiento económico menor sea el Influjo de Cartera Vencida. En efecto, cuando el crecimiento económico aumenta en un 1% el Influjo de Cartera Vencida se reduce en un 0,007%, siendo estadísticamente significativo al 10%. En relación con las tasas de interés de colocación, se observa que mientras mayor sea la tasa menor será Influjo de Cartera Vencida; ante un aumento de un 1% en la tasa de interés de colocación el Influjo de Cartera Vencida será un 0,023% menor. No obstante este resultado fue no estadísticamente significativo. Esto es consistente con lo encontrado por Sagner (2012) para el sistema bancario chileno. En cuanto a las variables propias de cada institución

financiera, ROA, leverage y participación de la institución sobre la cartera total no fueron estadísticamente significativas.

En tanto, las variables *dummies* de compras de instituciones financieras, tanto por parte del Scotiabank como por parte del Itaú, fueron significativas y tuvieron un impacto positivo sobre el Influjo de Cartera Vencida, esto producto de dos efectos; (I) mayor influjo producto del arrastre normativo (explicado en la sección de análisis normativo) y (II) el cambio en el gobierno corporativo de la institución, que probablemente vaya en búsqueda de crecer en el mercado en el cual opera, y para ello estará dispuesta a tomar mayores riesgos.

Tabla N°3: Resultados cartera comercial.

Variables	(1)	(2)	(3)
ICV_{t-1}	0,736*** (0,0835)	0,735*** (0,0816)	0,735*** (0,0835)
ln_t^{EPU}	0,0351* (0,0205)		0,0361* (0,0205)
ln_{t-1}^{EPU}		0,0110 (0,0129)	-0,00339 (0,0103)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,00697* (0,00399)	-0,00727* (0,00381)	-0,00727* (0,00373)
$i_{t-1}^{Comercial}$	-0,0225 (0,0167)	-0,0242 (0,0170)	-0,0228 (0,0228)
ROA_{t-1}	-0,109 (0,206)	-0,109 (0,205)	-0,108 (0,206)
$Part\ cartera_{t-1}$	-0,0144 (0,0239)	-0,00802 (0,0209)	-0,0141 (0,0240)
$Leverage_{t-1}$	0,0124 (0,0128)	0,0138 (0,0131)	0,0129 (0,0129)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,274*** (0,0693)	0,286*** (0,0659)	0,275*** (0,0706)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,191*** (0,0374)	0,188*** (0,0372)	0,190*** (0,0375)
$Constante$	0,271 (0,367)	0,328 (0,390)	0,276 (0,375)
AR (1)-test	0,0997	0,1029	0,0996
AR (2)-test	0,8482	0,8479	0,8453
Número de observaciones	784	784	784
Número de instituciones	8	8	8

Errores estándar robustos en paréntesis

*** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Para la cartera consumo, el *Economic Policy Uncertainty* fue estadísticamente significativo al 5% con un periodo de rezago tanto en la especificación (1) como (3), es decir, que tiene un impacto relevante sobre el Influjo de Cartera Vencida pero su efecto no es inmediato, a diferencia de lo que ocurre con la cartera comercial. El efecto es el esperado, y mientras mayor sea la incertidumbre mayor será el riesgo de crédito que deberá afrontar la institución financiera, aumentando el Influjo de Cartera Vencida aproximadamente en 0,043% cuando el *Economic Policy Uncertainty* aumenta en un 1%. En cuanto a movimientos de este índice en el periodo t , se observa que a mayor incertidumbre mayor es el Influjo de Cartera Vencida, lo que es esperable, no obstante su efecto no es estadísticamente significativo. Esto último es diferente a lo observado respecto a la cartera comercial, en donde el efecto del aumento de la incertidumbre es inmediato, mientras que para la cartera de consumo tiene un rezago de un periodo.

En cuanto a variables macroeconómicas, se observa que al igual que con la cartera comercial a mayor crecimiento económico en $t-1$ menor será el influjo de cartera vencida. En efecto, cuando el crecimiento del PIB aumenta en un 1% el influjo de cartera vencida para consumo se reduce en un 0,0114%, siendo este resultado estadísticamente significativo al 5%. En relación con la inflación, se observa un efecto mixto; en la especificación (1) tiene un efecto positivo en donde a mayor inflación menor es el influjo de cartera vencida, mientras que en las especificaciones (2) y (3) se observa que a mayor inflación mayor será el Influjo de Cartera Vencida. Con todo el efecto no es estadísticamente significativo. Para la tasa de interés se observa que a mayor tasa de interés de colocación mayor será el Influjo de Cartera Vencida, no obstante, al igual que para la inflación, este indicador no es estadísticamente significativo.

En cuanto a las variables *ROA* y *Leverage*, estas demostraron no ser estadísticamente significativas para explicar los movimientos en la cartera de consumo. Sin embargo fue estadísticamente significativa la variable de participación de cartera, en donde se observa que mientras más grande sea la participación de la institución en la cartera de consumo menor será el Influjo de Cartera Vencida, siendo estadísticamente significativa al 5%. En efecto, cuando la participación de la institución aumenta en un 1% el influjo de cartera vencida disminuye en aproximadamente 0,046%.

En relación al efecto de las compras de instituciones por parte de otras, estas variables fueron estadísticamente significativas al 1% tanto para el Scotiabank, institución que compró el banco BBVA como para el banco Itaú, el cual compró Corpbanca. En cuanto a las compras realizadas por los bancos de tarjetas de crédito de consumo, estas tuvieron efectos disímiles. Por un lado la compra de la cartera de consumo de Walmart por parte de BCI tuvo un mayor influjo de cartera

vencida siendo estadísticamente significativo al 1%, producto del arrastre normativo y de que la cartera de Walmart tenía un peor perfil de riesgo de crédito que la del BCI al momento de la compra. Por otro lado, en cuanto a la compra de la tarjeta Cencosud (tarjeta CAT) por parte de Scotiabank, tuvo el efecto contrario de bajar el riesgo de crédito, a pesar del arrastre normativo, cuyos resultados fueron estadísticamente significativos al 10% en las especificaciones (2) y (3). Esto se podría explicar por el perfil de clientes de la cartera de consumo de la tarjeta CAT, el cual probablemente era mejor al que había en la cartera de consumo de Scotiabank al momento de la compra, lo que a pesar de la existencia del arrastre normativo llevó a una caída en el Ingreso de Cartera Vencida.

Tabla N°4: Resultados cartera consumo.

Variables	(1)	(2)	(3)
ICV_{t-1}	0,786*** (0,0646)	0,786*** (0,0645)	0,786*** (0,0646)
ln_t^{EPU}	0,0153 (0,0224)		0,00325 (0,0226)
ln_{t-1}^{EPU}		0,0435** (0,0176)	0,0425** (0,0174)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,0160** (0,00673)	-0,0144** (0,00720)	-0,0114** (0,00730)
g_{t-1}^{IPC}	0,00355 (0,0187)	-0,00144 (0,0177)	-0,00154 (0,0137)
$i_{t-1}^{Consumo}$	0,0170 (0,0140)	0,0186 (0,0139)	0,0190 (0,0137)
ROA_{t-1}	-0,157 (0,203)	-0,137 (0,207)	-0,137 (0,204)
$Part\ cartera_{t-1}$	-0,0454** (0,0231)	-0,464** (0,0226)	-0,0468** (0,0232)
$Leverage_{t-1}$	0,0213 (0,0305)	0,0205 (0,0302)	0,0204 (0,0309)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,435*** (0,140)	0,432*** (0,140)	0,431*** (0,143)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,720*** (0,110)	0,717*** (0,110)	0,717*** (0,111)
$Compra_{BCI,Walmart}$	0,298*** (0,0547)	0,299*** (0,0542)	0,299*** (0,0553)
$Compra_{Scotiabank,Cat}$	-0,0599 (0,0386)	-0,0657* (0,0385)	-0,0658* (0,0387)
<i>Constante</i>	1,060 (0,814)	0,892 (0,909)	0,878 (0,828)
AR (1)-test	0,0392	0,0398	0,0397
AR (2)-test	0,1369	0,1261	0,1272
Número de observaciones	588	588	588
Número de instituciones	6	6	6

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Finalmente, para la cartera hipotecaria, si bien el EPU tuvo el efecto esperado, que mientras mayor sea la incertidumbre mayor sea el Influjo de Cartera Vencida, este indicador no fue estadísticamente significativo para las 3 especificaciones utilizadas, a diferencia de lo observado en los modelos de las carteras de consumo y comercial. Respecto a la incidencia del crecimiento económico sobre el Influjo de Cartera Vencida, se puede observar que sus ordenes de magnitud

son muy pequeños en relación con lo observado tanto para la cartera de consumo como comercial, siendo el efecto no estadísticamente significativo.

En cuanto al resto de las variables macroeconómicas, para la inflación hubo un impacto negativo sobre el Influjo de Cartera Vencida. Si bien esto pareciera ser contraintuitivo, de acuerdo a lo demostrado por Karadima y Louri (2020) esto tendría sentido debido al estrecho nexo entre inflación y tasas de interés cortas, ya que a mayor inflación mayores serán las tasas de interés y en consecuencia, deudores que son más riesgosos quedarán fuera del mercado del crédito, lo que presionaría a la baja el Influjo de Cartera Vencida. No obstante, la correlación entre Influjo de Cartera Vencida e inflación no fue estadísticamente significativa. En cuanto a las tasas promedio de colocación de la cartera hipotecaria, la correlación fue mixta; para la especificación (1) y (2) fue negativa mientras que para la especificación (3) fue positiva. Con todo, este impacto es muy acotado en cuanto a órdenes de magnitud, y no fue estadísticamente significativo.

Para las variables propias de cada institución financiera, tanto ROA como *Leverage* tuvieron los efectos esperados, sin embargo no fueron estadísticamente significativas. Por otro lado, en cuanto a la participación de la institución sobre la cartera total, se observó un efecto estadísticamente significativo al 5% y con el signo esperado; instituciones más grandes presentaron a clientes con un mejor perfil de riesgo y en consecuencia con un menor Influjo de Cartera Vencida.

Finalmente, para las variables organizativas se encontró evidencia, para el banco Itaú para todas sus especificaciones y para el banco Scotiabank, que al momento en que compraron a Corpbanca y BBVA respectivamente, el Influjo de Cartera Vencida se vio incrementado, siendo este efecto estadísticamente significativo al 1%.

Tabla N°5: Resultados cartera hipotecaria.

Variables	(1)	(2)	(3)
ICV_{t-1}	0,703*** (0,0237)	0,700*** (0,0187)	0,703*** (0,0206)
ln_t^{EPU}	0,200 (0,148)		0,199 (0,136)
ln_{t-1}^{EPU}		0,0648 (0,0975)	0,00322 (0,0646)
g_{t-1}^{IMACEC}	0,00107 (0,00888)	-0,000536 (0,00891)	0,00116 (0,00774)
g_{t-1}^{IPC}	-0,0483 (0,0376)	-0,0475 (0,0400)	-0,0486 (0,0407)
$i_{t-1}^{Hipotecaria}$	-0,000845 (0,137)	-0,0602 (0,126)	0,000528 (0,160)
ROA_{t-1}	-0,181 (0,448)	-0,219 (0,464)	-0,179 (0,478)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0763* (0,410)	-0,0451 (0,0485)	-0,0761* (0,0442)
$Leverage_{t-1}$	0,0161 (0,0147)	0,0190 (0,0160)	0,0160 (0,0141)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,275*** (0,0520)	0,310*** (0,0550)	0,275*** (0,0518)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,349*** (0,0516)	0,335*** (0,0468)	0,349*** (0,0471)
<i>Constante</i>	-0,00831 (1,760)	0,564 (1,780)	-0,0269 (2,100)
AR (1)-test	0,1047	0,1121	0,1041
AR (2)-test	0,3500	0,2457	0,3534
Número de observaciones	588	588	588
Número de instituciones	6	6	6

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

7 Análisis de Robustez ²

7.1 Utilización de ratio de Non-Performing Loans

Con el objetivo de testear la validez de los resultados, se testaron los modelos especificados en la sección de resultados utilizando la variable del ratio de *Non-Performing Loans*, para así probar la consistencia de los resultados de la sección anterior. Dado que el ratio de *Non-Performing Loans* es no estacionario, la serie se diferenci6.

De acuerdo a lo especificado en la Tabla N°6, se puede observar que para la cartera comercial el EPU es estadísticamente significativo en la especificación que considera el EPU en t y $t-1$ al 10% de significancia. Por un lado, cuando el EPU se incrementa en t también lo hace el ratio de *Non-Performing Loans*. Por el contrario, ante un aumento del EPU en $t-1$ hay un decrecimiento en el ratio de *Non-Performing Loans*. Considerando ambos efectos es más relevante el efecto en el periodo t , lo que es consistente con los resultados arrojados por la estimación utilizando la variable Inlujo de Cartera Vencida, en donde se observa que para la cartera comercial hay un impacto estadísticamente significativo solo en el periodo t .

En cuanto a la cartera consumo, se observa que cuando el EPU se incrementa en t y $t-1$, también lo hace el ratio de *Non-Performing Loans*, siendo estadísticamente significativo en las especificaciones (1) y (2), que consideran cada uno de estos rezagos separadamente. Al juntarlos, solo mantiene la significancia la variación del EPU del periodo t . Esto último es una diferencia con respecto a los resultados entregados por el modelo que considera el Inlujo de Cartera Vencida, ya que este modelo encontró significancia estadística solamente ante cambios en el EPU en $t-1$. Para la cartera hipotecaria, si bien ante aumentos del EPU hay aumentos en el ratio de *Non-Performing Loans*, estas variaciones resultaron no ser estadísticamente significativas, lo que es consistente con los resultados obtenidos con la utilización de Inlujo de Cartera Vencida.

² El anexo 2 contiene los resultados por cartera de crédito para todas las variables incorporadas en el modelo de regresión de los análisis de robustez de la presente sección

Tabla N°6: Tabla de robustez ratio de *Non-Performing Loans*

		(1)	(2)	(3)
Comercial	ln_t^{EPU}	0,00328 (0,00222)		0,00400* (0,00239)
	ln_{t-1}^{EPU}		-0,000336 (0,00106)	-0,00191* (0,00103)
Consumo	ln_t^{EPU}	0,00379*** (0,00132)		0,00307** (0,00149)
	ln_{t-1}^{EPU}		0,00334* (0,00202)	0,00236 (0,00218)
Hipotecaria	ln_t^{EPU}	0,0212 (0,0139)		0,0208 (0,0128)
	ln_{t-1}^{EPU}		0,00763 (0,00870)	0,000643 (0,00504)

Errores estándar robustos en paréntesis
 *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Con todo, si bien esta prueba es de validez para probar los resultados y se encuentra alineada con la bibliografía internacional en la materia, se considera una mejor variable de estudio el influjo de cartera vencida, ya que corrige el efecto generado por los castigos de créditos que han presentado un deterioro significativo en el compromiso de sus pagos.

7.2 Utilización del VIX como alternativa al EPU

Para contrastar el impacto del EPU sobre el Influxo de Cartera Vencida, se utilizó el VIX como una medida alternativa de incertidumbre. Dicho indicador mide la volatilidad de los contratos a futuro a 30 días que se hacen sobre el indicador Standard & Poor's 500, y es una medida relevante de incertidumbre, ya que cuando hay incertidumbre las bolsas suelen mostrar un comportamiento más volátil, aspecto que captura este indicador.

Tabla N°7: Tabla de robustez VIX como medida de incertidumbre

		(1)	(2)	(3)
Comercial	ln_t^{VIX}	0,0131 (0,0180)		-0,0154 (0,0305)
	ln_{t-1}^{VIX}		0,0886** (0,0387)	0,0921* (0,0477)
Consumo	ln_t^{VIX}	-0,000203 (0,0411)		0,0131 (0,0322)
	ln_{t-1}^{VIX}		-0,0411 (0,0482)	-0,0450 (0,0419)
Hipotecaria	ln_t^{VIX}	0,136 (0,140)		0,0818 (0,108)
	ln_{t-1}^{VIX}		0,213 (0,153)	0,190 (0,127)

Errores estándar robustos en paréntesis

*** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$

Los resultados muestran que para la cartera comercial, cuando el VIX se incrementa en $t-1$ en un 1%, el Influjo de Cartera Vencida lo hace en aproximadamente 0,09%, siendo este impacto estadísticamente significativo. No obstante lo anterior, esta métrica no fue estadísticamente significativa para las carteras de consumo e hipotecaria. Es relevante que este indicador haya sido estadísticamente significativo para la cartera comercial, ya que indica que la volatilidad en las bolsas internacionales impacta el comportamiento de pago de las empresas, empeorándolo y aumentando el riesgo de crédito subyacente en la cartera.

7.3 Influjo de Cartera Vencida con colocación de tres meses anteriores cartera comercial

Las variaciones del Influjo de Cartera Vencida ante variaciones en el EPU se pueden a dos razones; (I) hubo un aumento en el influjo de cartera vencida producto del aumento de la incertidumbre o bien (II) una disminución en la base de colocaciones, debido a que de acuerdo con Bordo, Duca y Koch (2016) en general las instituciones financieras disminuyen el crédito y su base de colocaciones. Por esto se aplicó el ratio de Influjo de Cartera Vencida sobre las colocaciones de tres meses atrás.

Tabla N°8: Tabla de robustez ratio Influjo de Cartera Vencida con colocaciones en T-3

		(1)	(2)	(3)
Comercial	ln_t^{EPU}	0,0396 (0,0322)		0,0353 (0,0317)
	ln_{t-1}^{EPU}		0,0249 (0,0195)	0,0104 (0,0133)
Consumo	ln_t^{EPU}	0,0159 (0,0287)		-0,000529 (0,0297)
	ln_{t-1}^{EPU}		0,0533*** (0,0162)	0,0535*** (0,0165)
Hipotecaria	ln_t^{EPU}	0,213 (0,154)		0,209 (0,141)
	ln_{t-1}^{EPU}		0,0787 (0,104)	0,00142 (0,0619)

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

De acuerdo con la tabla N°8 se observa que para la cartera comercial el impacto del EPU sobre el Influjo de Cartera Vencida se vuelve no significativo, a pesar de tener un impacto positivo. Esto sugiere que aumentos en la incertidumbre generan una caída en la base de colocaciones comerciales, lo que presiona al alza el ratio de Influjo de Cartera Vencida. Esto revelaría que en presencia de mayor incertidumbre las instituciones financieras tendrán una menor base de colocaciones y con un mayor nivel de deterioro, lo que empeoraría la calidad de la cartera de créditos comerciales.

En cuanto a la cartera de consumo se observa que al considerar la base de colocaciones en $t-3$ el aumento de la incertidumbre tiene un aumento estadísticamente significativo al 1% sobre el Influjo de Cartera Vencida. En efecto cuando el EPU se incrementa en un 1% lo hace el Influjo

de Cartera Vencida en 0,05% aproximadamente. Esto sugiere que ante aumentos de la incertidumbre las colocaciones no se reducen significativamente, pero sí aumenta de forma considerable el Influjo de Cartera Vencida.

7.4 EPU en media móvil de los 3 últimos meses

Para medir efectos más persistentes de aumentos de la incertidumbre sobre el influjo de cartera vencida se tomó un promedio móvil de los últimos tres meses para cada una de las carteras en estudio, determinando que si bien para todas hay un aumento en el Influjo de Cartera Vencida ante aumentos en el EPU promedio de los últimos 3 meses, solo este resultado es estadísticamente significativo en la cartera de consumo. Con esto se puede establecer que ante aumentos en la incertidumbre mayor será la persistencia para la cartera consumo, no así para la cartera comercial y de vivienda.

Tabla N°9: Tabla de robustez EPU promedio móvil últimos 3 meses.

Variables	Comercial	Consumo	Vivienda
$\ln_{Promedio\ 3M}^{EPU}$	0,0655 (0,0419)	0,0753* (0,0420)	0,282 (0,203)

Errores estándar robustos en paréntesis

*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

8 Discusión y conclusiones

De este estudio, se puede concluir que la incertidumbre y volatilidad, medidas por el *Economic Uncertainty Index*, es una variable relevante para explicar los movimientos de las métricas de deterioro crediticio de las carteras comercial y consumo. Esto producto de que la incertidumbre podría generar un reordenamiento del gasto de los agentes económicos hacia *ítems* que podrían ser de mayor prioridad en presencia de un mayor nivel de incertidumbre. Otra explicación es el aumento de la tasas de interés en presencia de mayor incertidumbre, producto de que a mayor volatilidad, mayor será el riesgo que percibirán las instituciones financieras y mayor será la tasa tanto de colocación como de captación, lo que incidiría en un aumento del costo del crédito a los agentes económicos.

Es interesante analizar el impacto separado por cartera de crédito, donde se observa un impacto del aumento de la incertidumbre en la cartera comercial a corto plazo, generando un empeoramiento con los pagos de los créditos. Si es que se analiza el impacto del aumento de la incertidumbre con un horizonte temporal más largo, es decir, con un periodo de rezago, ésta no tiene un impacto estadísticamente significativo en esta cartera. Esto difiere con lo encontrado para la cartera de consumo, donde un impacto de aumentos en la incertidumbre impacta significativamente en un plazo más largo, pero no así en el corto plazo. Eso se podría explicar en que probablemente los agentes corporativos (empresas) son capaces de internalizar con más velocidad información sobre empeoramientos de expectativas económicas, no así los agentes naturales (personas), en donde podría haber un rezago para internalizar dicha información.

Es particularmente relevante que el movimiento de la incertidumbre al alza tenga un impacto significativo sobre la cartera comercial y consumo, pero no así sobre la cartera hipotecaria. Esto se podría explicar producto de que los agentes económicos priorizan el pago de su vivienda por sobre los créditos de consumo, ya que el incumplimiento en el pago de esta obligación podría llevar a hacer efectivas las garantías a las cuales las instituciones financieras tienen derecho, por lo que a pesar de que exista incertidumbre los agentes económicos seguirán sirviendo sus deudas hipotecarias.

Otro aspecto relevante, y como ha sido ampliamente estudiado previamente por diversos autores, es la importancia del crecimiento económico para explicar los deterioros en las carteras de crédito. Este demostró ser significativo tanto en la cartera comercial y de consumo, y en presencia

de un deterioro de condiciones macroeconómicas mayor es el Influjo de Cartera Vencida, lo que incrementa el Riesgo de Crédito en el sistema económico.

Los resultados del el *Economic Uncertainty Index* demostraron ser robustos en presencia de un cambio en la variable de estudio, ya que al testear con el ratio de *Non-Performing Loans* como variable de riesgo de crédito los resultados se mantuvieron en relación con el impacto de un aumento de la incertidumbre, siendo estos consistentes y robustos. Se probó una variable de incertidumbre alternativa, el índice VIX, y se observó que para la cartera comercial, ante aumentos en este indicador habían incrementos estadísticamente significativos en el influjo de cartera vencida de esta cartera. De igual forma los resultados sugieren que para la cartera comercial el influjo de cartera vencida aumenta por la presencia de caídas en la base de colocaciones, con lo que aumentos de la incertidumbre generaría carteras más pequeñas y deterioradas. En cuanto a la cartera consumo, se puede concluir que ante aumentos de la incertidumbre se mantiene el efecto sobre el influjo de cartera vencida, por lo que a colocaciones relativamente constantes se mantiene el deterioro de la cartera.

Finalmente, es relevante destacar la importancia de este trabajo, ya que toma en cuenta varios aspectos importantes no observados en investigaciones previas: (i) considera un panel de instituciones financieras, lo que permite controlar por la heterogeneidad de éstas; (ii) utiliza el método de Arellano Bond como método de estimación, al ser un modelo de datos de panel dinámico, (iii) la estimación es en alta frecuencia, con información mensual y abarca cerca de 10 años de historia, (iv) controla por distintas variables macroeconómicas y financieras de cada institución y (iv) evalúa el impacto de la incertidumbre, medida por el *Economic Policy Uncertainty*, separado por cartera de crédito.

Esta investigación podría ser de utilidad para la autoridad económica del país, ya que hoy existen herramientas que no solo miden variables macroeconómicas, sino que también de expectativas e incertidumbre que, de acuerdo a esta investigación, tienen un nexo con el riesgo de crédito y la estabilidad financiera, lo que podría llevar a mejorar y robustecer la actividad de los organismos reguladores, y así orientar la implementación de políticas macro prudenciales por parte de la autoridad económica.

Bibliografía

- Albarrán, P. (s.f.). Tema 6: Modelos de Datos de Panel. *Universidad de Alicante. Curso 2010/2011*.
- Alfaro, R., Calvo, D., & Oda, D. (2009). Riesgo de crédito de la banca de consumo. *Economía Chilena*, 59-77.
- Beck, R., Jakubik, P., & Píloiu, A. (2013). Non-Performing loan. What matters in addition to the economic cycle? *European Central Bank*.
- Bordo, M., Duca, J., & Koch, C. (2016). Economic Policy Uncertainty and the credit channel: Aggregate and bank level U.S. evidence over several decades. *Journal of Financial Stability*, 90-106.
- Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic modelling*, 672-683 .
- Cerda, R., Silva, Á., & Valente, J. T. (2016). Economic Policy Uncertainty Indices for Chile. 1-4.
- Comisión para el Mercado Financiero. (2020). *Compendio de Normas Contables Para Bancos*. Obtenido de https://www.sbif.cl/sbifweb3/internet/archivos/norma_6545_1.pdf
- ERDİNÇ, D., & ABAZİ, E. (2014). The Determinants of NPLs in Emerging Europe, 2000-2011. *Journal of Economics and Political Economy*, 112-125.
- Ghyasi, A. (2016). Effect of Macroeconomics Factors on Credit Risk of Banks in Developes and Developing Countries: Dynamic Panel Method. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 1937-1944.
- Jara, A. (2005). Provisiones bancarias y ciclo económico: el caso de Chile. *Informe de Estabilidad Financiera, Primer Semestre. Banco Central de Chile* .
- Jara, A., & Oda, D. (2014). Agrupación de instituciones bancarias a partir de un análisis de Cluster: Una aplicación al caso de Chile. *Notas de investigación, Banco Central de Chile*.
- Jara, A., Luna, L., & Oda, D. (2007). Pruebas de tención de la banca en Chile. *Informe de Estabilidad Financiera*, 87-94.

- Karadima, M., & Louri, H. (2020). Economic Policy Uncertainty and non-performing loans: The moderating role of bank concentration. *Finance Research Letters*.
- Kostis, P. C. (2019). Increased Uncertainty, Credit Supply, and Non-Performing Loans in the Eurozone. *Journal of Business, Accounting and Finance Perspectives*.
- López, P., & Cervantes, M. (2011). Origen de la crisis financiera Subprime y su impacto en la política monetaria. *Administración de Riegos*, 337-365.
- Montero, R. (2010). Panel dinámico. *Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Universidad de Granada. España*.
- Nkusu, M. (2011). Nonperforming Loans and Macrofinancial Vulnerabilities in Advanced Economies. *International Monetary Fund*.
- Olayinka, A., & Mofoluwaso, E. (2014). DETERMINANTS OF NON-PERFORMING LOANS IN NIGERIA. *Accounting & Taxation*, 21-28.
- Sagner, A. (2012). El influjo de cartera vencida como medida de riesgo de crédito: Análisis y aplicación al caso de Chile. *Revista de Análisis Económico*, 27-54.
- Selma Messai, A., & Jouini, F. (2013). Micro and Macro Determinants of Non-performing Loans. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 852-860.
- Tanasković, S., & Jandrić, M. (2014). Macroeconomic and Institutional Determinants of Non-performing Loans. *Journal of Central Banking Theory and Practice*, 47-62.
- Waemustafa, W., & Sukri, S. (2015). Bank Specific and Macroeconomics Dynamic Determinants of Credit Risk in Islamic Banks and Conventional Banks. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 476-481.
- Zribi, N., & Boujelbene, Y. (2011). The Factors Influencing Bank Credit Risk: The Case of Tunisia. *Journal of Accounting and Taxation*, 70-78.

Anexo 1: Códigos empleados para construir el Influjo de Cartera Vencida

Para obtener los indicadores relevantes se utilizaron los siguientes códigos informados por la CMF en su sitio web oficial³:

- ✓ Colocaciones de créditos comerciales con 90 o más días de morosidad: Código 9913000 del reporte C2 (Cartera con morosidad de 90 días o más).
- ✓ Colocaciones de créditos hipotecarios con 90 o más días de morosidad: Código 9914000 del reporte C2 (Cartera con morosidad de 90 días o más).
- ✓ Colocaciones de créditos de consumo con 90 o más días de morosidad: Código 9915000 del reporte C2 (Cartera con morosidad de 90 días o más).
- ✓ Castigos de créditos comerciales: Código 8133000 del reporte C1 (Castigos de Créditos).
- ✓ Castigos de créditos hipotecarios: Código 8134000 del reporte C1 (Castigos de Créditos).
- ✓ Castigos de créditos de consumo: Código 8135000 del reporte C1 (Castigos de Créditos).
- ✓ Colocaciones de créditos comerciales: Código 1302000 del reporte B1 (Colocaciones comerciales).
- ✓ Colocaciones de créditos hipotecarios: Código 1304000 del reporte B1 (Colocaciones para vivienda).
- ✓ Colocaciones de créditos de consumo: Código 1305000 del reporte B1 (Colocaciones de consumo).

³ Sitio web: <https://www.sbif.cl/sbifweb/servlet/InfoFinanciera?indice=4.1&idCategoria=550&tipocont=552>

Anexo 2: Pruebas de robustez

Tabla N°10: Prueba de robustez *Non-Performing Loans* cartera comercial

Variables	(1)	(2)	(3)
$D.NPL_{t-1}$	0,814*** (0,0887)	0,813*** (0,0904)	0,814*** (0,0920)
\ln_t^{EPU}	0,00328 (0,00222)		0,00400* (0,00239)
\ln_{t-1}^{EPU}		-0,000336 (0,00106)	-0,00191* (0,00103)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,000749* (0,000434)	-0,000856** (0,000351)	-0,000753** (0,000324)
$i_{t-1}^{Comercial}$	-0,00188 (0,00194)	-0,00219 (0,00172)	-0,00186 (0,00147)
ROA_{t-1}	-0,0207 (0,0154)	-0,0212 (0,0146)	-0,0204 (0,0138)
$Leverage_{t-1}$	0,000515 (0,000840)	0,000742 (0,000935)	0,000554 (0,000793)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0000119 (0,00196)	0,000495 (0,00154)	0,000281 (0,00155)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	-0,0131*** (0,00337)	-0,0121*** (0,00298)	-0,0127*** (0,00307)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	-0,00158 (0,00119)	-0,00198 (0,00126)	-0,00161 (0,00113)
$Constante$	0,0172 (0,0301)	0,0305 (0,0283)	0,0193 (0,0233)
Número de observaciones	704	704	704
Número de instituciones	8	8	8
AR(1) test	0,1038	0,1082	0,1034
AR(2) test	0,5715	0,5429	0,5726

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Tabla N°11: Prueba de robustez *Non-Performing Loans* cartera consumo

Variables	(1)	(2)	(3)
$D.NPL_{t-1}$	0,760*** (0,0196)	0,771*** (0,0204)	0,767*** (0,0195)
ln_t^{EPU}	0,00379*** (0,00132)		0,00307** (0,00149)
ln_{t-1}^{EPU}		0,00334* (0,00202)	0,00236 (0,00218)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,000350 (0,000904)	-0,000499 (0,000849)	-0,000399 (0,000908)
g_{t-1}^{IPC}	0,00148 (0,00139)	0,000615 (0,00108)	0,000766 (0,00128)
$i_{t-1}^{Consumo}$	0,00148 (0,00114)	0,00146 (0,00121)	0,00170 (0,00115)
ROA_{t-1}	0,00691 (0,0114)	0,00578 (0,0136)	0,00650 (0,0128)
$Leverage_{t-1}$	-0,00128 (0,000965)	-0,000776 (0,000629)	-0,000985 (0,000735)
$Part Cartera_{t-1}$	0,00273 (0,00215)	0,00269 (0,00210)	0,00256 (0,00210)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,00158 (0,00385)	0,00212 (0,00335)	0,00175 (0,00331)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	-0,0334*** (0,00498)	-0,0327*** (0,00547)	-0,0332*** (0,00530)
$Compra_{BCI,Walmart}$	-0,0171*** (0,00194)	-0,0158*** (0,00138)	-0,0164*** (0,00175)
$Compra_{Scotiabank,Cat}$	-0,0343*** (0,00394)	-0,0333*** (0,00427)	-0,0341*** (0,00430)
<i>Constante</i>	-0,0727 (0,0577)	-0,0717 (0,0665)	-0,0855 (0,0617)
Número de observaciones	528	528	528
Número de instituciones	6	6	6
AR(1) test	0,0318	0,0323	0,0326
AR(2) test	0,6595	0,6358	0,6674

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Tabla N°12: Prueba de robustez *Non-Performing Loans* cartera hipotecaria

Variables	(1)	(2)	(3)
$D. NPL_{t-1}$	0,717*** (0,0447)	0,715*** (0,0477)	0,717*** (0,0464)
ln_t^{EPU}	0,0212 (0,0139)		0,0208 (0,0128)
ln_{t-1}^{EPU}		0,00763 (0,00870)	0,000643 (0,00504)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,000248 (0,000828)	-0,000514 (0,000922)	-9,41e-05 (0,000648)
g_{t-1}^{IPC}	-0,00474 (0,00312)	-0,00552 (0,00380)	-0,00443 (0,00301)
$i_{t-1}^{Hipotecaria}$	-0,00551 (0,0114)	-0,00996 (0,0112)	-0,00588 (0,0127)
ROA_{t-1}	-0,0180 (0,0217)	-0,0212 (0,0227)	-0,0185 (0,0229)
$Leverage_{t-1}$	0,00210 (0,00223)	0,00290 (0,00252)	0,00182 (0,00202)
$Part Cartera_{t-1}$	-0,00723* (0,00382)	-0,00514 (0,00324)	-0,00728* (0,00386)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,00299 (0,00419)	0,00529 (0,00435)	0,00249 (0,00368)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,000285 (0,00259)	-0,00109 (0,00242)	0,000593 (0,00220)
<i>Constante</i>	-0,00822 (0,135)	0,0496 (0,129)	-0,00493 (0,152)
Número de observaciones	528	528	528
Número de instituciones	6	6	6
AR(1) test	0,1027	0,1132	0,1024
AR(2) test	0,1611	0,0919	0,1633

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Tabla N°13: Prueba de robustez: VIX cartera comercial.

Variables	(1)	(2)	(3)
ICV_{t-1}	0,732*** (0,0821)	0,735*** (0,0802)	0,732*** (0,0819)
ln_t^{VIX}	0,0131 (0,0180)		-0,0154 (0,0305)
ln_{t-1}^{VIX}		0,0886** (0,0387)	0,0921* (0,0477)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,00751* (0,00453)	-0,00780* (0,00451)	-0,00903* (0,00510)
$i_{t-1}^{Comercial}$	-0,0245 (0,0171)	-0,0317* (0,0191)	-0,0321* (0,0195)
ROA_{t-1}	-0,106 (0,205)	-0,0839 (0,199)	-0,0793 (0,198)
$Leverage_{t-1}$	0,0138 (0,0133)	0,0109 (0,0115)	0,0107 (0,0114)
$Part Cartera_{t-1}$	-0,00722 (0,0189)	-0,0123 (0,0218)	-0,0122 (0,0209)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,290*** (0,0648)	0,305*** (0,0609)	0,304*** (0,0640)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,188*** (0,0378)	0,196*** (0,0343)	0,198*** (0,0336)
Constante	0,338 (0,413)	0,234 (0,387)	0,273 (0,414)
Número de observaciones	784	784	784
Número de instituciones	8	8	8
AR(1) test	0,1016	0,0955	0,0953
AR(2) test	0,8396	0,9435	0,9463

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,1

Tabla N°14: Prueba de robustez: VIX cartera consumo.

Variables	(1)	(2)	(3)
ICV_{t-1}	0,786*** (0,0649)	0,785*** (0,0650)	0,785*** (0,0655)
ln_t^{VIX}	-0,000203 (0,0411)		0,0131 (0,0322)
ln_{t-1}^{VIX}		-0,0411 (0,0482)	-0,0450 (0,0419)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,0166** (0,00682)	-0,0163*** (0,00621)	-0,0159** (0,00643)
g_{t-1}^{IPC}	0,00465 (0,0165)	0,00740 (0,0167)	0,00685 (0,0154)
$i_{t-1}^{Consumo}$	0,0150 (0,0141)	0,0164 (0,0161)	0,0167 (0,0156)
ROA_{t-1}	-0,162 (0,212)	-0,185 (0,208)	-0,183 (0,210)
$Leverage_{t-1}$	0,0221 (0,0293)	0,0228 (0,0303)	0,0230 (0,0300)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0431* (0,0228)	-0,0412* (0,0235)	-0,0415* (0,0237)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,439*** (0,131)	0,430*** (0,129)	0,432*** (0,126)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,719*** (0,112)	0,715*** (0,104)	0,713*** (0,109)
$Compra_{BCI,Walmart}$	0,300*** (0,0655)	0,303*** (0,0585)	0,299*** (0,0658)
$Compra_{Scotiabank,Cat}$	-0,0583 (0,0378)	-0,0598 (0,0395)	-0,0612 (0,0385)
Constante	1,154 (0,914)	1,226 (0,877)	1,192 (0,889)
Número de observaciones	588	588	588
Número de instituciones	6	6	6
AR(1) test	0,0390	0,0402	0,0401
AR(2) test	0,1315	0,1308	0,1278

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla N°15: Prueba de robustez: VIX cartera hipotecaria.

Variabes	(1)	(2)	(3)
ICV_{t-1}	0,702*** (0,0247)	0,698*** (0,0196)	0,698*** (0,0209)
ln_t^{VIX}	0,136 (0,140)		0,0818 (0,108)
ln_{t-1}^{VIX}		0,213 (0,153)	0,190 (0,127)
g_{t-1}^{IMACEC}	0,00103 (0,00798)	-0,00332 (0,0119)	-0,000979 (0,00898)
g_{t-1}^{IPC}	-0,0480 (0,0393)	-0,0546 (0,0392)	-0,0577 (0,0432)
$i_{t-1}^{Vivienda}$	-0,0684 (0,101)	-0,0704 (0,0939)	-0,0565 (0,110)
ROA_{t-1}	-0,220 (0,448)	-0,131 (0,507)	-0,118 (0,516)
$Leverage_{t-1}$	0,0234 (0,0215)	0,0175 (0,0197)	0,0193 (0,0221)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0451 (0,0475)	-0,0345 (0,0559)	-0,0347 (0,0558)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,353*** (0,0851)	0,376*** (0,100)	0,392*** (0,118)
$Compra_{scotiabank,BBVA}$	0,319*** (0,0631)	0,344*** (0,0512)	0,338*** (0,0570)
Constante	0,456 (1,667)	0,158 (1,802)	-0,0912 (2,075)
Número de observaciones	588	588	588
Número de instituciones	6	6	6
AR(1) test	0,1157	0,1061	0,1111
AR(2) test	0,2550	0,2758	0,2747

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla N°16: Prueba de robustez: Influjo de Cartera Vencida con colocación de tres meses anteriores cartera comercial.

Variables	(1)	(2)	(12)
$ICV_{t-1,coloc\ 3M}$	0,721*** (0,0768)	0,717*** (0,0760)	0,719*** (0,0779)
ln_t^{EPU}	0,0396 (0,0322)		0,0353 (0,0317)
ln_{t-1}^{EPU}		0,0249 (0,0195)	0,0104 (0,0133)
g_{t-1}^{MACEC}	-0,00952** (0,00475)	-0,00983** (0,00455)	-0,00957** (0,00431)
$i_{t-1}^{Comercial}$	-0,0283 (0,0252)	-0,0290 (0,0250)	-0,0286 (0,0246)
ROA_{t-1}	-0,0798 (0,172)	-0,0872 (0,175)	-0,0813 (0,172)
$Leverage_{t-1}$	0,0179 (0,0124)	0,0182 (0,0123)	0,0176 (0,0119)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0197 (0,0315)	-0,0152 (0,0269)	-0,0207 (0,0315)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,303*** (0,0614)	0,313*** (0,0557)	0,303*** (0,0618)
$Compra_{scotiabank,BBVA}$	0,192*** (0,0381)	0,192*** (0,0380)	0,193*** (0,0378)
Constante	0,256 (0,423)	0,303 (0,441)	0,244 (0,419)
Número de observaciones	768	768	768
Número de instituciones	8	8	8
AR(1) test	0,0864	0,0918	0,0882
AR(2) test	0,8507	0,8218	0,8364

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla N°17: Prueba de robustez: Influjo de Cartera Vencida con colocación de tres meses anteriores cartera consumo.

Variables	(1)	(2)	(3)
$ICV_{t-1,coloc\ 3M}$	0,788*** (0,0739)	0,786*** (0,0762)	0,789*** (0,0743)
ln_t^{EPU}	0,0159 (0,0287)		-0,000529 (0,0297)
ln_{t-1}^{EPU}		0,0533*** (0,0162)	0,0535*** (0,0165)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,0149* (0,00830)	-0,0132* (0,00793)	-0,0129 (0,00842)
g_{t-1}^{IPC}	0,00969 (0,0196)	0,00205 (0,0187)	0,00279 (0,0185)
$i_{t-1}^{Consumo}$	0,0201 (0,0177)	0,0229 (0,0193)	0,0232 (0,0172)
ROA_{t-1}	-0,117 (0,191)	-0,107 (0,218)	-0,0852 (0,198)
$Leverage_{t-1}$	0,0236 (0,0380)	0,0244 (0,0366)	0,0225 (0,0381)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0445 (0,0374)	-0,0478 (0,0353)	-0,0450 (0,0364)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,469*** (0,166)	0,472*** (0,163)	0,464*** (0,168)
$Compra_{scotiabank,BBVA}$	0,916*** (0,140)	0,918*** (0,147)	0,909*** (0,142)
$Compra_{BCI,Walmart}$	0,442*** (0,0618)	0,446*** (0,0594)	0,443*** (0,0623)
$Compra_{scotiabank,Cat}$	0,128*** (0,0466)	0,125*** (0,0466)	0,119*** (0,0452)
Constante	0,886 (1,166)	0,677 (1,335)	0,626 (1,186)
Número de observaciones	576	576	576
Número de instituciones	6	6	6
AR(1) test	0,0508	0,0520	0,0520
AR(2) test	0,1491	0,1461	0,1464

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla N°18: Prueba de robustez: Influjo de Cartera Vencida con colocación de tres meses anteriores cartera hipotecaria.

Variables	(1)	(2)	(3)
$ICV_{t-1,coloc\ 3M}$	0,694*** (0,0260)	0,690*** (0,0218)	0,696*** (0,0242)
ln_t^{EPU}	0,213 (0,154)		0,209 (0,141)
ln_{t-1}^{EPU}		0,0787 (0,104)	0,00142 (0,0619)
g_{t-1}^{IMACEC}	0,00281 (0,0105)	0,000958 (0,0105)	0,00513 (0,00793)
g_{t-1}^{IPC}	-0,0412 (0,0377)	-0,0442 (0,0445)	-0,0370 (0,0387)
$i_{t-1}^{Hipotecaria}$	-0,0627 (0,138)	-0,118 (0,133)	-0,0628 (0,161)
ROA_{t-1}	-0,225 (0,380)	-0,275 (0,393)	-0,205 (0,415)
$Leverage_{t-1}$	0,0158 (0,0273)	0,0196 (0,0266)	0,0117 (0,0231)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,101** (0,0426)	-0,0682* (0,0397)	-0,0970** (0,0479)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,283*** (0,0853)	0,320*** (0,0845)	0,274*** (0,0806)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,357*** (0,0673)	0,345*** (0,0606)	0,359*** (0,0605)
Constante	0,434 (1,799)	0,983 (1,857)	0,417 (2,145)
Número de observaciones	576	576	576
Número de instituciones	6	6	6
AR(1) test	0,1351	0,1454	0,1330
AR(2) test	0,8055	0,6702	0,8097

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

Tabla N°19: Prueba de robustez: Influjo de Cartera Vencida con EPU promedio de 3 meses móviles

Variables	Comercial	Consumo	Vivienda
ICV_{t-1}	0,738*** (0,0823)	0,786*** (0,0642)	0,695*** (0,0178)
$\ln^{EPU}_{Promedio\ 3M}$	0,0655 (0,0419)	0,0753* (0,0420)	0,282 (0,203)
g_{t-1}^{IMACEC}	-0,00604* (0,00327)	-0,0144** (0,00718)	0,00320 (0,00794)
g_{t-1}^{IPC}		-0,00609 (0,0169)	-0,0740 (0,0532)
ROA_{t-1}	-0,118 (0,211)	-0,127 (0,198)	-0,0961 (0,487)
$Leverage_{t-1}$	0,0113 (0,0118)	0,0189 (0,0313)	0,0125 (0,0146)
$Part\ Cartera_{t-1}$	-0,0167 (0,0261)	-0,0503** (0,0240)	-0,0476 (0,0480)
$Compra_{Itaú,Corpbanca}$	0,277*** (0,0704)	0,426*** (0,143)	0,293*** (0,0555)
$Compra_{Scotiabank,BBVA}$	0,191*** (0,0357)	0,724*** (0,113)	0,360*** (0,0480)
$Compra_{BCI,Walmart}$		0,303*** (0,0521)	
$Compra_{Scotiabank,Cat}$		-0,0630* (0,0370)	
$i_{t-1}^{Comercial}$	-0,0227 (0,0164)		
$i_{t-1}^{Consumo}$		0,0187 (0,0135)	
$i_{t-1}^{Hipotecaria}$			0,0287 (0,158)
Constante	0,168 (0,330)	0,802 (0,795)	-0,758 (2,286)
Número de observaciones	784	588	588
Número de instituciones	8	6	6
AR (1) test	0.0997	0.0393	0.1042
AR (2) test	0.8829	0.1366	0.3359

Errores estándar robustos en paréntesis

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1