



Universidad de San Andrés

Escuela de Administración y Negocios

Licenciatura en Finanzas

**Trabajo de Graduación**

**Medición y análisis del riesgo reputacional en el mercado bancario de Chile a través de pérdidas operacionales**

Autoras: Micaela Bonomi y Sol Rendón

Legajos: 30026 y 31241

Directora de Tesis: Paula Margaretic

Julio 2023, Buenos Aires, Argentina

# Índice

## Resumen

<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
<b>2. Revisión literaria</b>	<b>5</b>
<b>3. Base de datos</b>	<b>9</b>
<b>3.1. Datos</b>	<b>9</b>
<b>3.2. Posibles determinantes del riesgo reputacional</b>	<b>15</b>
<b>4. Metodología</b>	<b>17</b>
<b>4.1. Medición del riesgo reputacional</b>	<b>17</b>
<b>4.2. Determinantes del riesgo reputacional</b>	<b>20</b>
<b>5. Resultados</b>	<b>22</b>
<b>5.1 Medición y análisis del riesgo reputacional</b>	<b>22</b>
<b>5.2 Estudio de los determinantes</b>	<b>30</b>
<b>6. Limitaciones</b>	<b>37</b>
<b>7. Conclusión</b>	<b>38</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>40</b>
<b>Apéndices</b>	<b>42</b>
<b>Apéndice A. Resultados de las regresiones por MCO que permiten aislar el comportamiento usual del mercado para cada evento de pérdida</b>	<b>42</b>
<b>Apéndice B. Matrices de correlaciones entre los posibles determinantes para distintas ventanas temporales</b>	<b>43</b>

## Resumen

Los eventos de pérdida operacional (PO) tienen consecuencias sobre la reputación de las instituciones financieras. En base a esto, en la presente investigación se mide el riesgo reputacional y se estudian sus determinantes en el mercado bancario chileno sobre una muestra inicial compuesta por ocho bancos que cotizan en la Bolsa de Santiago de Chile y han presentado diversas PO superiores a 500 mil dólares entre los años 2016 y 2023. Se examina la reacción del mercado ante estos eventos a partir de los retornos acumulados anormales (CAR). Si alrededor de la fecha de ocurrencia del evento de PO se observa un CAR negativo, se interpreta como un daño a la reputación del banco.

Los resultados obtenidos, revelan que un 59.46% de los CAR presentan un signo negativo. Esto implica que, en la mayoría de los casos, la ocurrencia de un evento de PO se traduce en una disminución de los precios de las acciones de los bancos chilenos, derivando en un daño a su reputación. Seguidamente, se realiza un estudio econométrico de los determinantes del riesgo reputacional en el mercado bancario chileno por medio de un análisis de regresión. Finalmente, se puede concluir que el ROE, el tamaño, el *leverage* y el *trading volume* del banco, son los determinantes que tienen efectos en la reputación tras la ocurrencia de eventos de PO.



Universidad de  
San Andrés

## 1. Introducción

El riesgo reputacional es definido por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea en el año 2009 como:

El riesgo que surge de la percepción negativa por parte de clientes, contrapartes, accionistas, inversionistas, tenedores de deuda, analistas de mercado, otras partes relevantes o reguladores que pueden afectar negativamente a la habilidad de un banco para mantener relaciones comerciales existentes, o establecer nuevas, y el acceso continuo a fuentes de financiamiento. (p. 19).

Los bancos pueden incurrir en pérdidas de carácter operacional. El conocimiento de la ocurrencia de estos eventos puede afectar la visión que los agentes económicos tienen sobre el banco, es decir, las PO pueden afectar negativamente la reputación de una entidad bancaria, teniendo un efecto en su precio de mercado.

Siguiendo la literatura en la materia, se emplean los eventos de PO para analizar la reacción del mercado ante su ocurrencia y así cuantificar las pérdidas reputacionales que podrían sufrir los bancos.

El riesgo reputacional es uno de los mayores riesgos ante los que se enfrenta el sector bancario. Es por ello que paulatinamente ha ganado mayor atención en la literatura académica, con el estudio y desarrollo de sus distintos determinantes, modelos de medición y mitigación.

El riesgo reputacional puede tener grandes consecuencias y efectos en la industria bancaria, debido a que la reputación de un banco se relaciona directamente con su desempeño. Si los clientes, accionistas, tenedores de deuda y demás partes interesadas tienen una percepción negativa del banco esto afectará negativamente su valor teniendo un efecto en el precio de sus acciones, que puede provocar un aumento en el costo de financiamiento a través de un préstamo o mercados de capital. A su vez, se pueden ver dañadas sus relaciones comerciales presentándose una disminución de clientes y pérdida de empleados o *managers* en la organización.

Aun así, su gestión individual es todavía reciente, por lo que a pesar de su gran importancia, existen pocos estudios que aportan evidencia empírica sobre la medición y determinantes del riesgo reputacional (Barakat et al., 2018; Eckert y Gatzert, 2019; Fiordelisi et al, 2013; Gillet et al., 2010; Perry y De Fontnouvelle, 2005).

Los efectos negativos ante los que se enfrentan las entidades bancarias por la ocurrencia de eventos operacionales se demuestran en investigaciones previas. Perry y De

Fontnouvelle (2005), Cummins et al. (2006), Gillet et al. (2010), y Fiordelisi et al. (2013) documentaron y estudiaron los efectos de los eventos de PO en los CAR de las empresas en las que ocurrieron dichas pérdidas.

En el presente trabajo, se utiliza una muestra inicial de ocho bancos que cotizan en la Bolsa de Santiago de Chile, y presentan diversas PO entre los años 2016 a 2023. Se miden los efectos reputacionales basados en el mercado al examinar la reacción del precio de las acciones de los bancos ante eventos de PO en su fecha de ocurrencia en el mercado bancario de Chile.

Específicamente, los montos de las pérdidas se dividen por la capitalización de mercado del banco, obteniendo así un porcentaje de pérdidas. Luego se ajustan los rendimientos de las acciones para distinguir los movimientos causados por el comportamiento usual del mercado, y así finalmente calcular los retornos anormales (AR) para cada evento, los cuales se ajustan utilizando el porcentaje de pérdidas previamente obtenido. El AR se define como la diferencia entre el rendimiento generado por una acción durante un período de tiempo y la tasa del rendimiento esperado.

Una vez obtenidos los AR se calculan los CAR para distintas ventanas temporales alrededor de los eventos de PO. Seguidamente, se busca eliminar los datos que representan una reacción extrema del mercado, es decir, los datos que son considerados *outliers*, para finalmente buscar la/s ventana/s que maximiza/n la cantidad de CAR negativos. Cabe destacar que si alrededor de la fecha de ocurrencia del evento de PO se observa un CAR negativo, se traduce como un daño a la reputación del banco.

Finalmente, se encuentran CAR negativos alrededor de la ocurrencia de la mayoría de los eventos de pérdida, lo que implica que dichos eventos generan un daño a la reputación de los bancos chilenos.

En este trabajo, además se busca establecer cuáles son los determinantes más significativos que afectan a la reputación de los bancos luego de un evento de PO. Se emplean distintas ventanas temporales para verificar si su variabilidad se presenta como un factor de sensibilidad en los resultados. Fiordelisi et al. (2013) muestran que la probabilidad del daño a la reputación de un banco está influenciada por determinantes como las ganancias y el tamaño del banco.

Se realiza un estudio por medio de un análisis de regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), testeando la significatividad estadística y la dirección de la relación entre los determinantes y los CAR.

La investigación del papel de los diversos determinantes y el desarrollo de modelos de medición del riesgo reputacional se han realizado en su mayoría, en países desarrollados como Estados Unidos, Alemania y el resto de Europa.

Se han encontrado escasas investigaciones llevadas a cabo en países en vías de desarrollo, como Ferreira et al. (2019) quienes estudian empleando encuestas el comportamiento de los depositantes de los cinco bancos más grandes de Sudáfrica.

Debido a la escasez del conocimiento sobre modelos de medición y los impulsores de las pérdidas de reputación en bancos de países emergentes, nace la necesidad de realizar más estudios en este campo. Además, la presente investigación es la primera que aplica un algoritmo para la identificación de *outliers*, denominado *Isolation Forest*. La necesidad de su aplicación yace en la alta volatilidad característica de los mercados emergentes, por lo que se busca eliminar las reacciones excesivas del mercado ante la ocurrencia de los eventos de PO, para así poder realizar el estudio del riesgo reputacional sobre una muestra sin *outliers*.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera: en la sección 2 se presenta una revisión de la literatura. En la sección 3 se presentan las fuentes y la construcción de la base de datos. En la sección 4 se desarrolla la metodología utilizada para obtener los resultados de la sección 5. Finalmente, en las secciones 6 y 7 se exponen las limitaciones del modelo y se presentan las conclusiones de la investigación, respectivamente.

Universidad de  
San Andrés

## 2. Revisión literaria

La literatura que a continuación se expone se centra en el riesgo reputacional en el sistema financiero, particularmente en el sistema bancario. Los autores emplean distintas metodologías para la medición de dicho riesgo, como por ejemplo, la utilización de los CAR ajustados por el porcentaje de la pérdida sobre la capitalización de mercado del banco, metodologías que implican modelados de efectos de contagio causado por las PO en una empresa, encuestas a distintas partes interesadas, índices representativos del riesgo reputacional y modelos de ecuaciones estructurales. Por otro lado, para el estudio de los determinantes de este riesgo, se tiende a emplear un análisis econométrico por medio de regresiones.

Actualmente, la literatura se concentra principalmente en Estados Unidos y Europa, es decir, en mercados desarrollados (Perry y De Fontnouvelle, 2005; Gillet et al., 2010; Fiordelisi et al., 2013; Eckert y Gatzert, 2019). Sin embargo, se han encontrado escasos estudios sobre el riesgo reputacional en mercados bancarios emergentes, como por ejemplo la investigación realizada en Sudáfrica por Ferreira et al. (2019), donde cabe mencionar que la metodología aplicada difiere de la utilizada en el presente estudio. A continuación se exponen las investigaciones que se consideran de mayor relevancia en la materia del riesgo reputacional en mercados bancarios.

Perry y De Fontnouvelle (2005) estudian las reacciones del mercado ante eventos de PO ocurridas en compañías financieras que cotizan en las bolsas de América del Norte, Europa, Japón, Nueva Zelanda y Australia entre 1974 y 2004. Se propone un modelo que toma como medida del riesgo reputacional a los CAR normalizados, es decir, CAR que fueron ajustados por el denominado *loss operational percentage* (LOP) que se obtiene como el ratio entre el monto de la pérdida sobre la capitalización de mercado de la empresa<sup>1</sup>. Además, relacionan los efectos reputacionales de tales pérdidas con diversas características como el tipo de evento que causó la pérdida. Una de las conclusiones interesantes de este trabajo es que las PO causadas por fraudes internos tienen como resultado mayores pérdidas reputacionales para los bancos.

---

<sup>1</sup> La normalización que proponen los autores consiste en dividir a cada uno de los CAR obtenidos por el LOP correspondiente a cada pérdida obteniendo así el CAR normalizado, o NCAR como lo definen los autores. Se procede a calcular un promedio ponderado de los NCAR utilizando como ponderadores a cada LOP sobre la sumatoria de todos los LOP de la muestra. Finalmente obtienen, un valor el cual representa al riesgo reputacional total, tal que si las pérdidas agregadas causan un daño reputacional, este valor será menor a -1.

Gillet et. al (2010) estudian eventos de PO ocurridos en instituciones financieras de Estados Unidos y Europa en el período comprendido entre 1994 y 2006. Plantean un estudio de eventos similar al de los anteriores autores aunque no trabajan con una medida agregada del riesgo reputacional, sino que obtienen un CAR por cada evento de pérdida y no lo normalizan, sino que a los AR obtenidos le suman el LOP en la fecha de ocurrencia del evento operacional. Una de las conclusiones más relevantes a las que arriban, es que la reacción del mercado ante una PO es más negativa cuando el evento fue causado por fraude.

Fiordelisi et al. (2013) se basan en la metodología propuesta por Gillet et. al (2010) y trabajan con bancos de Europa y Estados Unidos entre 2003 y 2008. Además, plantean regresiones entre los CAR y lo que ellos exponen como sus determinantes, como por ejemplo el apalancamiento, las ganancias, el tamaño del banco, el sector de la entidad donde ocurrió la pérdida, entre otros. A través de este enfoque concluyen que el daño a la reputación de un banco tiene un efecto aún más negativo en la medida en que aumentan el tamaño y las ganancias del banco, como así también los bancos más pequeños se ven menos penalizados en su reputación por sus inversores ante una PO.

Eckert y Gatzert (2019) estudian eventos de PO ocurridos en sociedades *holdings* bancarias de Estados Unidos en el período comprendido entre 1994 y 2003. A diferencia de la literatura previa se busca cuantificar los efectos de dichos eventos desde una perspectiva de cartera de inversiones. Para ello, en lugar de trabajar sobre una serie de compañías no relacionadas entre sí, como lo hacen otros autores, plantean un modelo para medir el efecto de PO en una cartera compuesta por bancos comerciales, bancos de inversión y compañías de seguros, para lo que presentan tres modelos distintos.

El primero se enfoca únicamente en las PO ocurridas en una empresa determinada que denominan empresa anunciante, al ser la compañía que ha sufrido la pérdida y la ha anunciado al mercado. En este modelo se calcula la PO total que ha sufrido la empresa anunciante a través de la sumatoria de las pérdidas de todos los tipos de eventos dadas en un periodo de tiempo determinado.

El segundo modelo calcula las pérdidas reputacionales en esa misma empresa anunciante causadas por dichas PO. Para ello, se utiliza un umbral de un millón de dólares para tener en cuenta únicamente a las pérdidas que se consideran lo suficientemente grandes como para generar un efecto en la reputación del banco ante su anuncio. Seguidamente, para cada evento de pérdida, Eckert y Gatzert (2019) calculan el CAR utilizando una ventana de tiempo determinada alrededor de la PO, el cual se multiplica por el valor negativo de la capitalización de mercado al momento del anuncio de la pérdida. Luego, se suman los



resultados obtenidos para cada una de las pérdidas de la empresa anunciante, obteniendo así una cuantificación de las pérdidas reputacionales que enfrenta la compañía.

El tercer modelo computa los *spillover effects* en las demás empresas no anunciantes que componen la cartera. En otras palabras, los autores cuantifican los efectos reputacionales que el anuncio de una pérdida puede ocasionar en otras empresas, que no la han anunciado, pero que sí forman parte de la misma cartera que la compañía anunciante. Se cuenta con una cartera compuesta por varias empresas, y se busca estudiar el efecto de contagio que una compañía con pérdida ha tenido en las otras empresas de la cartera donde la PO no ha ocurrido.

Para que las pérdidas de una empresa afecten a otra, el monto debe ser lo suficientemente grande, motivo por el cual se aplica un umbral de 50 millones de dólares. Seguidamente, se emplea un modelo similar al segundo presentado por los autores, con la única diferencia de que se utiliza la capitalización de mercado de la empresa no anunciante. Además, para el cálculo de los CAR de la empresa afectada por los *spillover effects*, se proponen tres enfoques diferentes: uno determinista basado en un promedio simple entre los CAR de distintos tipos de eventos, otro que modela a los CAR con una distribución de Laplace, y finalmente un modelo que obtiene los CAR a partir de un análisis de regresión contra factores influyentes en el riesgo reputacional como lo es el tamaño de las firmas <sup>2</sup>. Finalmente, Eckert y Gatzert (2019) calculan el impacto de los anuncios de PO en la cartera con la sumatoria de los resultados de los tres modelos.

A través de su investigación concluyen que los *spillover effects* representan un riesgo considerable para los inversores y que el no considerarlos podría provocar una subestimación del efecto que un evento de PO podría tener en una cartera de inversión.

Se ha encontrado que la literatura existente cuenta con escasos estudios sobre los efectos y magnitud del riesgo reputacional en mercados emergentes. La investigación que se puede destacar es la realizada por Ferreira et al. (2019), quienes estudian el comportamiento

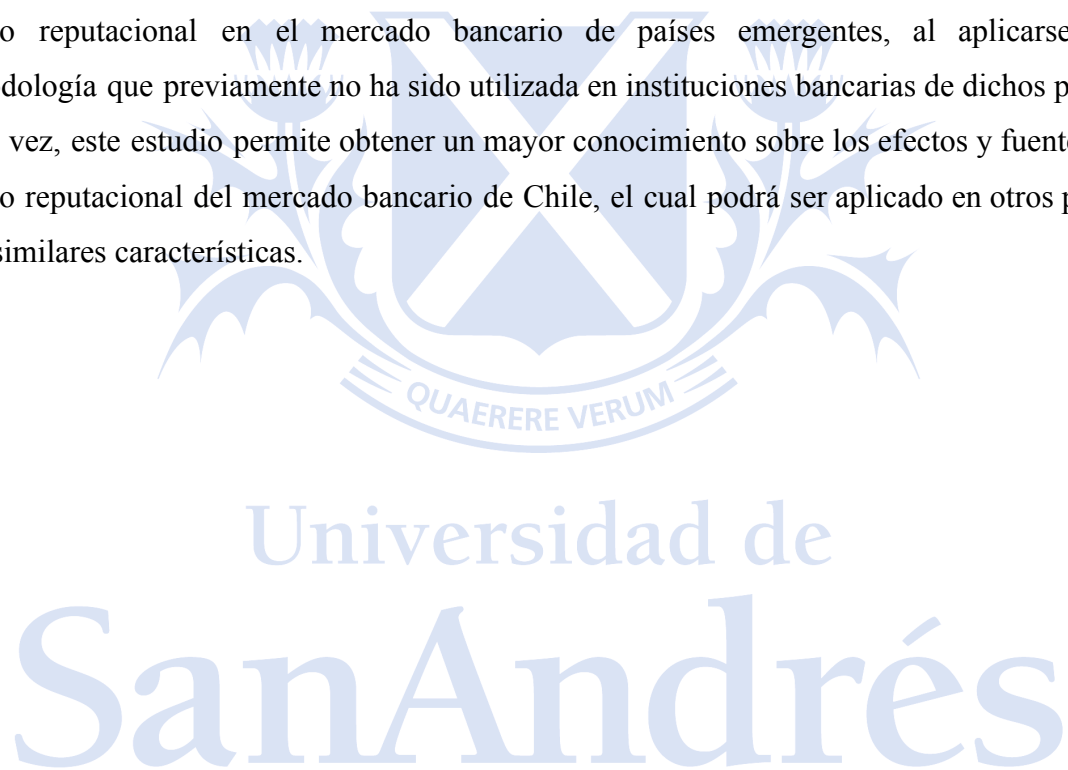
---

<sup>2</sup> El segundo enfoque propone la utilización de una distribución de Laplace cuyos parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  están dados por el promedio y la desviación estándar de la muestra de CAR respectivamente. El objetivo de utilizar esta distribución es evitar el supuesto de independencia entre los *spillover effects* en distintas empresas causados por un mismo evento de PO.

Por otro lado, el tercer enfoque plantea la utilización de un análisis econométrico, tal que los CAR se obtengan a partir de la ecuación de la regresión, donde los coeficientes han sido obtenidos de la investigación de Cummins et al. (2012) quienes publican sus resultados econométricos, particularmente los estimadores obtenidos. Se busca reemplazar los valores de los distintos factores influyentes en la ecuación de la regresión, y a partir de los estimadores ya obtenidos, calcular los CAR.

de los depositantes de los cinco bancos más grandes de Sudáfrica. Por medio de encuestas se obtuvo información sobre el comportamiento de los depositantes ante diferentes eventos de pérdida así como su tolerancia al riesgo. Con base en la información recopilada, plantean un modelo de ecuaciones estructurales que permiten relacionar al riesgo reputacional con la tolerancia al riesgo de los depositantes, eventos operacionales y los sesgos de comportamiento. Finalmente, encuentran que el riesgo reputacional se ve afectado por eventos operacionales, como así también por el comportamiento de sus depositantes, arribando a la conclusión de que la tolerancia al riesgo afecta negativamente al riesgo reputacional.

El presente trabajo realiza contribuciones a la literatura existente sobre el estudio del riesgo reputacional en el mercado bancario de países emergentes, al aplicarse una metodología que previamente no ha sido utilizada en instituciones bancarias de dichos países. A su vez, este estudio permite obtener un mayor conocimiento sobre los efectos y fuentes del riesgo reputacional del mercado bancario de Chile, el cual podrá ser aplicado en otros países con similares características.



### 3. Base de datos

#### 3.1. Datos

En primer lugar, se identifican los bancos a ser utilizados para la investigación. Dicha elección se realiza, inicialmente, teniendo en cuenta qué bancos chilenos cotizan en la Bolsa de Santiago, obteniendo así el siguiente listado: Banco de Chile, Scotiabank Chile, Banco de Crédito e Inversiones, Itaú Corpbanca, Banco Santander Chile, Banco Internacional, Banco Bice y Banco Security. Cabe destacar que los últimos dos bancos no cotizan en bolsa directamente, sino que lo hacen por medio del grupo de empresas que los incluye.

En segundo lugar, se obtiene su volumen y sus precios en pesos chilenos (CLP), ajustados por dividendos y *splits*, por medio de la plataforma Yahoo Finance, desde enero de 2016 hasta febrero de 2023. Además, se obtienen los precios históricos del principal índice bursátil de Chile, el Índice de Precios Selectivo de Acciones (IPSA), que se utiliza en la investigación como el índice representativo del mercado. A partir de los precios de los bancos y del IPSA, se calcularon los retornos correspondientes.

Por último, se utilizan los balances trimestrales en CLP de cada uno de los bancos en el período comprendido desde inicios de 2016 hasta el tercer trimestre del 2022. Estos balances se obtienen de las páginas oficiales de cada uno de los bancos. Las variables relevantes extraídas son: la cantidad total de activos, pasivos y patrimonio neto, la utilidad neta acumulada y la utilidad operativa neta antes de depreciación y amortización, así como, los préstamos netos, el total de *securities* y los depósitos totales. A su vez, a partir de estas variables se calculan diversos ratios financieros. Estos se consideran relevantes ya que, como se expone más adelante, de acuerdo a distintos autores de la literatura, pueden considerarse como posibles determinantes del riesgo reputacional.

Asimismo, se incorpora como variable el tipo de cambio diario USD/CLP obtenido de la plataforma Yahoo Finance, para el periodo comprendido desde inicios de 2016 hasta principios del 2023.

Para realizar esta investigación se contó con la ayuda de la Comisión para el Mercado Financiero de Chile (CMF), quien proporcionó información sobre los montos de las PO y los tipos de eventos que las generaron. Debido a que esta información no es de público acceso, se anonimizó la base de datos para así no poder identificar qué PO corresponde a cada banco.

En la base de datos se incluye el monto de cada una de las PO en las que incurrieron los bancos a lo largo del periodo estudiado. De forma complementaria, se incluye el tipo de

evento que causó dicha pérdida, que está representado por los códigos que se presentan en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Códigos correspondientes al nivel de categoría de Basilea y el tipo de evento operacional

<b>Código</b>	<b>Nivel de categoría de Basilea y tipo de evento operacional</b>
100	Fraude Interno
101	Actividades no autorizadas
102	Robo y fraude
200	Fraude externo
201	Robo y Fraude
202	Seguridad de los sistemas
300	Prácticas laborales y seguridad en el puesto de negocio
301	Relaciones laborales
302	Ambiente seguro
303	Diversidad y discriminación
400	Clientes, productos y prácticas de negocio
401	Idoneidad, divulgación y confianza
402	Prácticas comerciales inapropiadas
403	Defectos del producto
404	Selección, patrocinio y exposición
405	Actividades de asesoramiento
500	Daños a activos físicos
501	Desastres y otros eventos
600	Interrupción del negocio y fallos en el sistema
601	Sistemas
700	Ejecución, entrega y gestión de procesos
701	Captura, ejecución y mantenimiento de transacciones
702	Seguimiento y presentación de informes
703	Recepción y documentación de clientes

704	Gestión de cuentas de clientes
705	Contrapartes comerciales
706	Vendedores y proveedores

La CMF introdujo pequeñas perturbaciones a cada una de las variables de la base de datos, para que no sean asociadas a un banco específico, además de colocar un código alfanumérico a cada banco para poder diferenciarlos entre sí pero sin reconocer sus nombres correspondientes. A su vez, transformó las fechas en números naturales comprendidos entre 1 y 2500.

Además, la CMF realizó los siguientes cambios en la base de datos original. En primer lugar, eliminó algunos posibles determinantes ya que consideraban que su inclusión permitía el reconocimiento de los bancos. Los posibles determinantes eliminados fueron la cantidad total de activos, pasivos y patrimonio neto, la utilidad neta acumulada y la utilidad operativa neta antes de depreciación y amortización. Sin embargo, se han mantenido en la base de datos los ratios calculados a partir de estas variables.

En segundo lugar, otra de las variables introducidas en la base de datos original es el tamaño del banco, calculada como el logaritmo natural de sus activos. Sin embargo, la CMF, con el fin de anonimizar los datos decidió dividir esta variable en terciles, la cual puede tomar el atributo de “Grande”, “Mediano” o “Chico” dependiendo del tercil en que se encuentre el tamaño del banco.

En tercer lugar, se eliminó el tipo de cambio, ya que también permitía el posible reconocimiento de los bancos.

La base de datos anonimizada incluía tanto días hábiles como no hábiles, estos últimos fueron introducidos por la CMF debido a que existen PO que fueron registradas en estos días a pesar de tratarse de fines de semana o feriados.

Para la realización de esta investigación no se toman en cuenta las PO ocurridas antes del día 384, debido a que no se cuenta con información histórica para aplicar la metodología que a continuación se expone. Asimismo, no se estudian las PO ocurridas luego del día 2374, ya que la base de datos cuenta con información sobre los posibles determinantes únicamente hasta dicha fecha.

La base de datos inicial contaba con 6,510 eventos de PO, aunque luego de seleccionar únicamente las pérdidas que cumplen con el período de tiempo previamente expuesto, la base de datos cuenta con 5,189 eventos.

Con el objetivo de realizar un estudio sobre los eventos que tienen un impacto reputacional en los bancos, se aplica un umbral tal como lo hacen Eckert y Gatzert (2019). A diferencia de estos autores, el umbral utilizado para diferenciar las PO significativas es de 500 mil dólares, mientras que ellos utilizan un umbral de un millón de dólares. El cambio en el valor del umbral se debe a la menor magnitud y liquidez del mercado bancario chileno, por lo que los eventos de PO que ocurren en estos bancos son de menor tamaño en comparación con lo que ocurre en los mercados de Europa y Estados Unidos.

Debido a que las PO se denominan en pesos chilenos, se las debe transformar a dólares utilizando el tipo de cambio USD/CLP. Se emplea el promedio histórico del tipo de cambio diario correspondiente al período entre 2016 e inicios de 2023, tal que 500 mil dólares equivalen a 363,902,750.18 pesos chilenos.

Los autores Perry y De Fontnouvelle (2005) utilizan períodos de 250 días hábiles. Para seguir en línea con su metodología, una vez reconocidas las pérdidas que cumplen con dichas fechas y umbral, se procedió a eliminar los días no hábiles de la base de datos, verificando que los eventos de PO que finalmente conformarán la base de datos no ocurrieron en días no hábiles. En caso de presentarse pérdidas en estos días, se las registrarán en el subsiguiente día hábil.

Tras realizar un análisis de los datos de los bancos, principalmente de sus características, como ser la frecuencia de cotización, se opta por eliminar al Banco 2 ya que cotiza muy pocas veces a lo largo de los años, obteniendo en su mayoría retornos iguales a cero. Se considera que esto puede ocasionar resultados que no sean coherentes, por lo que se decide realizar esta investigación sobre siete bancos en lugar de los ocho inicialmente mencionados.

A partir de la aplicación del umbral y eliminación del Banco 2, la base de datos se encuentra conformada por 41 eventos de PO. A continuación se presenta la estadística descriptiva en pesos chilenos, tanto para el total de eventos de PO que componen la base de datos (pérdidas totales), como para las pérdidas clasificadas según el tipo de evento:

**Tabla 2.** Estadística descriptiva de las PO según el tipo de evento

	<b>Media</b>	<b>Mediana</b>	<b>Máximo</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Observaciones</b>
Pérdidas Totales	\$ 894,239,185.56	\$ 482,497,325.38	\$ 8,767,762,426.38	\$ 368,389,840.75	41
100	\$ 368,732,048.97	\$ 368,732,048.97	\$ 368,732,048.97	\$ 368,732,048.97	1
200	\$ 1,593,915,749.21	\$ 483,085,197.85	\$ 8,767,762,426.38	\$ 372,969,791.46	10
201	\$ 783,171,736.21	\$ 566,572,505.80	\$ 1,603,745,717.37	\$ 418,539,623.47	5
400	\$ 693,871,664.79	\$ 479,735,823.71	\$ 1,879,539,823.40	\$ 417,070,027.44	8
404	\$ 390,384,715.58	\$ 390,384,715.58	\$ 390,384,715.58	\$ 390,384,715.58	1
500	\$ 676,774,905.67	\$ 676,774,905.67	\$ 950,532,826.75	\$ 403,016,984.59	2
600	\$ 378,564,647.48	\$ 378,564,647.48	\$ 386,848,051.51	\$ 370,281,243.45	2
700	\$ 773,052,011.11	\$ 579,862,076.08	\$ 1,744,145,133.96	\$ 368,389,840.75	6
702	\$ 473,804,599.73	\$ 473,804,599.73	\$ 473,804,599.73	\$ 473,804,599.73	1
704	\$ 752,783,949.67	\$ 545,847,975.19	\$ 1,229,174,037.82	\$ 483,329,836.01	3
705	\$ 508,776,365.21	\$ 508,776,365.21	\$ 646,440,531.15	\$ 371,112,199.27	2

Como se puede observar, la mayor cantidad de PO fueron ocasionadas por tres tipos de eventos operacionales: fraudes externos; clientes, productos y prácticas de negocio; y ejecución, entrega y gestión de procesos.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2003) define a los eventos que se consideran en cada categoría. Por fraudes externos se refiere a “atracos, falsificación, circulación de cheques en descubierto, daños por intrusión en los sistemas informáticos, etc.” (p. 2). Por ejecución, entrega y gestión de procesos considera a “errores en la introducción de datos, fallos en la administración del colateral, documentación jurídica incompleta, concesión de acceso no autorizado a las cuentas de los clientes, prácticas inadecuadas de contrapartes distintas de clientes, litigios con distribuidores, etc.” (p. 2). Dentro de clientes, productos y prácticas de negocio se encuentran “abusos de confianza, abuso de información confidencial sobre el cliente, negociación fraudulenta en las cuentas del banco, blanqueo de capitales, venta de productos no autorizados, etc.” (p. 2).

A su vez, los montos de las pérdidas cuentan con un rango muy amplio, donde la mayor y la menor pérdida equivalen a aproximadamente USD 12,046,000.00 y USD 506,000.00 respectivamente.



A continuación se presenta la estadística descriptiva de las PO en pesos chilenos según el banco al que corresponden:

**Tabla 3.** Estadística descriptiva de las PO según el banco

	<b>Media</b>	<b>Mediana</b>	<b>Máximo</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Observaciones</b>
Banco 4	\$ 977,851,246.72	\$ 462,175,077.19	\$ 8,767,762,426.38	\$ 368,389,840.75	27
Banco 5	\$1,102,935,185.45	\$1,102,935,185.45	\$ 1,744,145,133.96	\$ 461,725,236.93	2
Banco 6	\$ 671,329,381.32	\$ 514,588,905.60	\$ 1,603,745,717.37	\$ 371,112,199.27	12

A partir de la aplicación del umbral y eliminación del Banco 2, las 41 PO se corresponden únicamente a tres bancos de los ocho iniciales. Al analizar estos tres bancos, vemos que dos de ellos cumplen con la característica de ser considerados de tamaño grande, mientras que el restante, el Banco 5, es considerado mediano.

La base de datos inicial contaba con ocho bancos, de los cuales dos eran considerados grandes, tres eran clasificados como bancos medianos y finalmente los otros tres restantes eran catalogados como bancos chicos.

Es interesante notar que los dos bancos grandes forman parte de la base de datos luego de aplicar el umbral, en cambio, en el caso de los bancos medianos solo uno forma parte de la muestra estudiada. En el caso de los bancos medianos: el Banco 2 ha sido eliminado, el Banco 8 no ha sido seleccionado debido al umbral, y el Banco 5 es el que finalmente permanece en la muestra.

En cuanto a los bancos de menor tamaño, es previsible que no formen parte de la base de datos final debido a la magnitud de sus pérdidas con respecto a las de los bancos de mayor tamaño. Estos últimos, deberían presentar PO más grandes que vayan en línea con su tamaño, y que por ende, cumplan con el umbral establecido. Es decir, que si un banco pequeño y uno grande presentan una pérdida del 10% de su capitalización de mercado, es de esperar que en términos de monto, la pérdida del banco grande sea mayor y por ende cumpla con el umbral a diferencia de la del banco chico.

Asimismo, la distribución de las pérdidas difiere mucho entre los bancos, encontrando que el Banco 4 y Banco 6 presentan 27 y 12 eventos de PO respectivamente, mientras que el Banco 5 sufrió únicamente 2 eventos en todo el periodo analizado.



### 3.2. Posibles determinantes del riesgo reputacional

Con base en la literatura, se explica la importancia de los posibles determinantes del riesgo reputacional que han sido calculados previamente, y que forman parte de la base de datos final anonimizada por la CMF.

En primer lugar, se estima el *leverage* a partir de la relación entre los pasivos del banco y su patrimonio neto, con el fin de calcular el endeudamiento con que cuenta el banco para financiar su operación. Heidinger y Gatzert (2018) establecen que los bancos más grandes posiblemente, debido a su tamaño e importancia, tengan acceso a un capital de menor costo provocando que presenten un apalancamiento mayor. A su vez, estos autores establecen que los bancos con mayor apalancamiento, sufren mayores pérdidas de reputación estadísticamente significativas, por ello se incluye a esta variable como un posible determinante del riesgo reputacional.

En la misma línea, se calcula la relación entre el patrimonio neto y los activos del banco, conocido como *equity-to-assets ratio*. Un banco será más riesgoso cuanto menor sea dicha relación, que se traduce en un mayor endeudamiento por parte del banco, caso contrario, cuanto mayor sea esta relación, menos deuda tendrá el banco y por lo tanto se asocia a un menor riesgo.

Luego, se calcula el ratio de *securities* sobre el total de activos del banco. La relevancia de incluir este ratio está indicada en el texto de Miklaszewska et al. (2020) quienes emplean esta variable para medir el riesgo de mercado de la entidad, ya que tienen en cuenta los *securities* en los que el banco invierte.

Se calcula el ratio de préstamos sobre el total de depósitos, *loans to deposits* por su nombre en inglés. Este ratio se incluye a fin de reflejar el riesgo de la financiación bancaria, ya que ante mayores riesgos de reputación, se puede generar un aumento en el costo de financiación mediante un préstamo o mercados de capital.

Se computa el *return on assets* (ROA) que es un ratio que permite tener conocimiento sobre la rentabilidad de los activos del banco. Según Heidinger y Gatzert (2018) las empresas más rentables, definidas a partir de un ROA más alto, tendrán más posibilidades de sufrir mayores pérdidas de reputación en comparación con empresas con un menor ratio. Este dato se obtiene a partir de la utilidad neta acumulada de cada banco sobre el total de activos del banco.

Por consiguiente, se computa el indicador financiero *return on equity* (ROE), que permite tener conocimiento de la rentabilidad sobre el capital del banco. Este indicador

refleja la capacidad que tiene el banco para generar valor para sus accionistas. Esta variable se obtiene al dividir la utilidad neta acumulada de cada banco sobre el total del patrimonio neto.

El riesgo reputacional del banco también puede tener como determinantes diversas medidas basadas en el mercado. Por este motivo, se incluye como posible determinante el volumen de negociación de cada uno de los bancos en frecuencia diaria, también conocido como *trading volume*. Su importancia subyace en el texto de Barakat et al. (2018) quienes al realizar su investigación, para ver el efecto que tiene en el riesgo reputacional, incluyen el volumen diario de las acciones.

Se incluye también en la base de datos el tamaño del banco. Cabe aclarar que cada uno de los autores calcula este posible determinante de una forma diferente, por lo que en este punto, se escogió la metodología de Barakat et al. (2019), donde el tamaño del banco se obtiene a partir del logaritmo natural de sus activos. Sin embargo, debido a la anonimización de la base de datos, esta variable finalmente se encuentra dividida en terciles.

Por último, cabe mencionar que existen otras variables que, de acuerdo a la literatura, pueden considerarse otros posibles determinantes como el *price to book value*, la capitalización de mercado, la desviación estándar de los rendimientos diarios de los bancos, su coeficiente beta y el monto de la PO. Sin embargo, estos no han sido incluidos en el análisis porque cuentan con una estrecha relación con el CAR, que es la variable dependiente que se utilizará como aproximación del daño reputacional. En otras palabras, para realizar el estudio de los determinantes, es necesario emplear variables que sean lo más exógenas posibles con respecto al CAR, por lo tanto, se ha optado por no tener en cuenta estos posibles determinantes.

## 4. Metodología

### 4.1 Medición del riesgo reputacional

Para la realización de esta investigación, inicialmente se toman como referencia las metodologías presentadas por los autores Perry y De Fontnouvelle (2005) y Gillet et al. (2010).

En primer lugar, a partir de la base de datos, se calcula el LOP para cada evento de pérdida como:

$$\text{loss operational percentage}_i = \frac{\text{monto de la pérdida operacional}_i}{\text{capitalización de mercado del banco en } t=0},$$

donde  $i$  es el evento que causó la PO. El monto de la PO se encuentra en pesos chilenos al igual que la capitalización de mercado del banco en el día de ocurrencia del evento.

Se utiliza un modelo de mercado donde se ajustan los rendimientos de las acciones, de tal manera que se puedan distinguir los movimientos causados por el comportamiento usual del mercado de los causados por las PO. Para ello, se calculan regresiones por MCO a partir de la ecuación planteada Perry y De Fontnouvelle (2005)

$$r_{it} = \alpha_i + \beta_i r_{mt} + \epsilon_{it}, \quad i=1, \dots, I$$

donde  $I$  es el número total de eventos en la muestra,  $r_{it}$  es el rendimiento del banco,  $m$  indica el mercado de acciones,  $r_{mt}$  es el rendimiento del IPSA,  $\alpha_i$  y  $\beta_i$  son parámetros, y  $\epsilon_{it}$  es el error del modelo.

El número de regresiones es igual al número de eventos  $I$ , y la ventana temporal se corresponde con 250 días hábiles que finaliza 15 días hábiles antes de la ocurrencia del evento operacional. Se pretende tener en cuenta únicamente los datos que no se ven afectados por el evento para así poder aislar los movimientos corrientes del mercado.

Una vez obtenidos, por medio de las regresiones, los estimadores  $\hat{\alpha}_i$  y  $\hat{\beta}_i$ , se calculan los AR para cada evento

$$AR_{it} = r_{it} - (\hat{\alpha}_i + \hat{\beta}_i r_{mt}).$$

Este cálculo se realiza para las ventanas de tiempo  $[-15, \tau_1]$  donde  $\tau_1 \in \{35, 40, 45, 50, 55, 60\}$ .<sup>3</sup>

---

<sup>3</sup> Se brinda más información sobre la elección de las ventanas temporales en los Resultados (sección 5).

Como proponen Gillet et al. (2010) se debe realizar un ajuste para corregir el impacto de la PO y aislar el efecto reputacional con el objetivo de capturar de manera más precisa el daño en la reputación que enfrenta el banco. Para ello, al AR del momento 0 se le suma el retorno causado por la PO, el cual es representado por el LOP, tal que

$$AR_{i0} (Rep) = AR_{i0} + \frac{\text{monto de la pérdida operacional}_i}{\text{capitalización de mercado del banco en } t=0} .$$

A partir de los AR obtenidos tras realizar el ajuste, se calculan los CAR sobre la misma ventana temporal que la utilizada para los AR:

$$CAR_i (\tau_0, \tau_1) = \sum_{t=\tau_0}^{\tau_1} AR_{it} .$$

Una vez obtenidos los CAR, en lugar de trabajar directamente con todas las observaciones como lo hacen los autores previamente mencionados, se aplica un algoritmo conocido como *Isolation Forest* para la identificación de *outliers*, con el objetivo de eliminar el ruido con el que cuenta el mercado chileno.<sup>4</sup>

Los autores del algoritmo Liu et al. (2008) explican que el método crea para un conjunto de datos determinado, una serie de árboles binarios denominados *Isolation Trees*, de tal manera que se construye un bosque, el *Isolation Forest*. En la presente investigación, este se encuentra compuesto por 100 mil árboles.

El algoritmo empleado para la creación de cada árbol consiste en realizar particiones aleatorias de la muestra de forma recursiva, hasta que todas las observaciones se encuentren aisladas formando así las hojas del árbol.

Se define a la cantidad de particiones necesarias para el aislamiento de una observación de la muestra como la longitud de la ruta desde el nodo inicial hasta el nodo final. Los *outliers* contarán con una menor cantidad de particiones requeridas para su separación completa de la muestra.

Cada árbol contará con un *set* diferente de separaciones de la muestra debido a que cada una de las particiones se genera de manera aleatoria, por lo que es probable que no siempre las observaciones cuenten con la misma longitud de la ruta entre el nodo inicial y el nodo final. Dicha variabilidad entre los árboles hace necesaria la generación de un conjunto grande de árboles, para así obtener luego una mejor evaluación de los datos más extremos.

---

<sup>4</sup> Se proporcionan más detalles sobre la justificación de la identificación y eliminación de *outliers* en la sección 5 correspondiente a los Resultados.

Al observar de manera conjunta al bosque de *Isolation Trees*, es probable que los datos que en promedio hayan sido aislados más cercanamente a la raíz de los árboles sean observaciones *outliers*.

Liu et al. (2008) proponen la siguiente metodología para la construcción del *Isolation Forest*. En primer lugar, una muestra de datos compuesta por  $n$  observaciones se divide recursivamente seleccionando de forma aleatoria un valor de división  $p$ , que se encuentra comprendido entre el valor máximo y el valor mínimo de la muestra de datos. Este proceso se realiza hasta que todas las observaciones de la muestra se encuentren aisladas construyéndose así un *Isolation Tree*.

Cada árbol estará conformado por dos tipos de nodos: por un lado, nodos externos que no cuentan con nodos secundarios, y por el otro lado, nodos internos que cuentan con exactamente dos nodos secundarios ( $T_1, T_2$ ) que han sido divididos a partir del valor de división  $p$ . Una vez finalizado el árbol, se contará con  $n$  nodos externos,  $n - 1$  nodos internos y  $(2 * n) - 1$  nodos totales.

Seguidamente, para la detección de *outliers* se debe clasificar cada hoja del *Isolation Tree* según su longitud del camino desde el nodo inicial hasta el nodo final, para ello se utiliza su *anomaly score*. Liu et al. (2008) explican que dada una muestra con  $n$  observaciones se define:

$$H(Y) = \sum_{y=1}^Y \frac{1}{y} = 1 + \frac{1}{2} + \dots + \frac{1}{Y} \approx \ln(Y) + \gamma,$$

$$c(n) = 2 * H(n - 1) - (2 * (n - 1)/n),$$

donde  $y$  es un número natural,  $H(Y)$  se denomina número armónico y  $\gamma$  es la constante de Euler.

El *anomaly score* de una observación  $x$  de la muestra se define como:

$$s(x, n) = 2 - \frac{E(h(x))}{c(n)} \quad (1)$$

donde  $h(x)$  está dado por el número de aristas que la observación  $x$  atraviesa entre el nodo inicial y el nodo final, es decir, la longitud del camino,  $E(h(x))$  es el promedio de  $h(x)$  de un conjunto de *Isolation Trees*, es decir, de un *Isolation Forest*, y  $c(n)$  es el promedio de  $h(x)$  dado un  $n$  específico.

Si en la Ecuación (1) se cumple que  $E(h(x))$  tiende a  $c(n)$ , entonces el *anomaly score* tenderá al valor de 0.5. Si todas las observaciones cuentan con un *anomaly score* cercano a 0.5, entonces la muestra no cuenta con *outliers*.

Si  $E(h(x))$  tiende a  $(n - 1)$ , entonces el *anomaly score* tenderá a 0. Las observaciones que cuenten con un *anomaly score* cercano a 0, no pueden ser consideradas como *outliers*, sino que son observaciones normales dentro de la muestra.

Si  $E(h(x))$  tiende a 0, entonces el *anomaly score* tenderá al valor de 1. Las observaciones que cuenten con un *anomaly score* que tienda a 1, son consideradas *outliers*.

Una vez identificados los *outliers*, se los elimina de la muestra de CAR al ser considerados como los datos menos representativos de las reacciones que el mercado presenta ante eventos de PO.

Tras contar con una base de datos sin *outliers*, se procede a buscar las ventanas temporales óptimas a partir de la maximización de la cantidad de CAR negativos. Si alrededor de la fecha de ocurrencia del evento de PO se observa un CAR negativo, se interpreta como un daño a la reputación del banco. El objetivo es seleccionar la/las ventana/s donde el mercado contó con suficiente tiempo para absorber todas las reacciones ante la ocurrencia de las PO y por ende la reputación de cada uno de los bancos se vea más afectada.

## 4.2 Determinantes del riesgo reputacional

Tras obtener una muestra de CAR sin *outliers*, se procederá a estudiar los determinantes del riesgo reputacional por medio de un análisis de regresión por MCO:

$$CAR_i(\tau_0, \tau_1) = \alpha_i + \beta_i \text{determinantes}_{i0} + \epsilon_i, \quad i=1, \dots, I \quad (2)$$

donde  $I$  es el número total de eventos en la muestra,  $\text{determinantes}_{i0}$  son los determinantes en el día de ocurrencia del evento ( $t = 0$ ),  $\alpha_i$  y  $\beta_i$  son parámetros, y  $\epsilon_i$  es el error del modelo.

Antes de realizar el análisis de regresión por MCO, se estudia la correlación entre los posibles determinantes del riesgo reputacional con el objetivo de evitar la multicolinealidad en la regresión. Los posibles determinantes del riesgo reputacional son: ROA, ROE, *leverage*, *equity-to-assets*, ratio de *securities* sobre el total de activos del banco, *loans to deposits*, volumen de negociación y el tamaño del banco en el que ocurrió el evento.

La matriz de correlación está dada por

$$\Sigma = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{1,2} & \dots & \rho_{1,d} \\ \rho_{1,2} & 1 & \dots & \rho_{2,d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{1,d} & \rho_{2,d} & \dots & 1 \end{pmatrix},$$

donde  $d$  es el número total de posibles determinantes.

Seguidamente, se utilizarán como regresores a los determinantes que no se encuentren correlacionados entre sí, y que aporten información adicional al estudio de los determinantes del riesgo reputacional.



Universidad de  
**San Andrés**



## 5. Resultados

### 5.1 Medición y análisis del riesgo reputacional

Utilizando la base de datos que comprende los 41 eventos de PO que cumplen con el umbral establecido de 500 mil dólares, se procede a aplicar la metodología previamente expuesta con el fin de calcular los AR. En primer lugar, se realiza la regresión de MCO entre los retornos de las acciones de cada banco contra los retornos del IPSA en una ventana de 250 días hábiles que finaliza 15 días hábiles antes de la ocurrencia del evento operacional, a partir de la cual se obtienen los estimadores para cada una de las 41 PO <sup>5</sup>.

Sobre la base de los estimadores obtenidos, se calculan los AR y el CAR en cada una de las ventanas de tiempo  $[-15, \tau_1]$  donde  $\tau_1 \in \{35, 40, 45, 50, 55, 60\}$  para cada una de las 41 PO. Cabe destacar que se buscan ventanas que sean múltiplos de 5 ya que los distintos autores previamente mencionados escogieron esta metodología para realizar sus estudios. Seguidamente, se aplica el algoritmo de *Isolation Forest* para identificar y posteriormente eliminar los *outliers* de la muestra de CAR de cada una de las ventanas temporales.

En función de los CAR obtenidos luego de eliminar los *outliers*, se selecciona la/las ventana/s de tiempo, que maximiza/n la cantidad de CAR para la lista de PO. Finalmente, la ventana temporal elegida tiene una duración de 65 días hábiles, ya que inicia 15 días antes y finaliza luego de 50 días ocurrido el evento.

A causa de las condiciones del mercado financiero emergente, se utiliza una ventana temporal más larga a las empleadas por otros autores, como la de Perry y De Fontnouvelle (2005) quienes hacen uso de una ventana temporal de  $[-15, 30]$ .

En primer lugar, los mercados emergentes suelen ser mercados más volátiles, conllevando un mayor riesgo a diferencia de los mercados desarrollados. Esto ocurre por una menor estabilidad política y legal, así como, una menor estabilidad del tipo de cambio que puede generar variaciones, tanto positivas como negativas, en el valor de cualquier inversión extranjera. En mercados poco volátiles, es adecuado utilizar ventanas temporales más cortas donde la tendencia del mercado se puede reconocer a simple vista. En cambio, en mercados altamente volátiles, si se utiliza una ventana temporal corta pueden tomarse decisiones sesgadas por las características del mercado. Por ejemplo, si el mercado se encuentra en un momento de alta volatilidad con rendimientos positivos, sería incorrecto tomar una decisión

---

<sup>5</sup> Ver Apéndice A.



basándose en los altos rendimientos de ese momento. Por lo tanto es coherente utilizar ventanas temporales más largas permitiendo incorporar toda la información del mercado.

En segundo lugar, los mercados en los países emergentes suelen ser pequeños, lo que se traduce en mercados poco profundos. La profundidad nos permite tener conocimiento sobre la liquidez midiendo la cantidad de compradores y vendedores disponibles en cada momento. Por lo que al haber poca profundidad se dificulta la oferta y demanda de los valores del mercado. Como los mercados profundos cuentan con una gran cantidad de compradores y vendedores, la liquidez es alta, de manera que, si se busca contar con una determinada cantidad de movimientos en el mercado, la ventana temporal a emplearse debe ser corta. Sin embargo, al tratarse de un mercado poco profundo como lo es el chileno, se debe emplear una ventana más larga para obtener los mismos movimientos en el mercado para que sea equivalente a la empleada en un mercado profundo.

En tercer lugar, otra característica de los mercados emergentes, es la asimetría de la información, que es una imperfección del mercado. La transmisión de la nueva información tiende a no fluir de forma inmediata, sino que por el contrario, cuenta con un determinado *lag* para llegar a las diferentes partes del mercado, impidiendo que se logre un equilibrio de competencia perfecta. Por lo tanto es de esperar que la velocidad de la transmisión de la información dependa del grado de desarrollo financiero del mercado. Al estar estudiando un mercado que se encuentra en desarrollo, se necesita emplear una ventana temporal más extensa para así poder darle tiempo al mercado de absorber todas las reacciones de las partes interesadas y así estudiar en su totalidad el efecto reputacional que tiene un evento de pérdida.

En base a lo expuesto, se justifica la elección de una ventana temporal más larga que la utilizada por otros autores de la literatura. A continuación se exponen los CAR sin *outliers* correspondientes a la ventana óptima de acuerdo a la maximización:

**Tabla 4.** CAR y datos de PO para la ventana temporal [-15,50]

	<b>Bancos</b>	<b>Montos</b>	<b>LOP</b>	<b>CAR [-15, 50]</b>
<b>Pérdida 1</b>	Banco 4	\$ 368,732,048.97	0.0001	0.0745
<b>Pérdida 2</b>	Banco 4	\$ 458,321,557.34	0.0001	0.1226
<b>Pérdida 3</b>	Banco 4	\$ 386,848,051.51	0.0001	-0.0044
<b>Pérdida 6</b>	Banco 4	\$ 950,532,826.75	0.0003	-0.0285
<b>Pérdida 7</b>	Banco 4	\$ 403,016,984.59	0.0001	-0.0302
<b>Pérdida 8</b>	Banco 4	\$ 679,940,292.86	0.0002	-0.0480
<b>Pérdida 9</b>	Banco 4	\$ 904,327,702.84	0.0003	0.0807
<b>Pérdida 10</b>	Banco 4	\$ 436,647,832.99	0.0002	0.1159
<b>Pérdida 11</b>	Banco 4	\$ 462,175,077.19	0.0001	0.0881
<b>Pérdida 12</b>	Banco 4	\$ 372,969,791.46	0.0001	0.1304
<b>Pérdida 13</b>	Banco 4	\$ 479,783,859.30	0.0002	0.0595
<b>Pérdida 14</b>	Banco 4	\$ 370,281,243.45	0.0001	0.0830
<b>Pérdida 15</b>	Banco 4	\$ 379,373,932.73	0.0001	0.0383
<b>Pérdida 16</b>	Banco 4	\$ 543,477,211.74	0.0002	0.1058
<b>Pérdida 17</b>	Banco 4	\$ 497,296,570.23	0.0002	0.1057
<b>Pérdida 19</b>	Banco 4	\$ 856,445,218.00	0.0002	0.0171
<b>Pérdida 20</b>	Banco 4	\$ 829,033,771.03	0.0002	-0.0346
<b>Pérdida 21</b>	Banco 4	\$ 1,879,539,823.40	0.0006	-0.0150
<b>Pérdida 22</b>	Banco 4	\$ 3,264,397,079.81	0.0010	-0.0637
<b>Pérdida 23</b>	Banco 4	\$ 8,767,762,426.38	0.0029	-0.0199
<b>Pérdida 24</b>	Banco 4	\$ 417,070,027.44	0.0001	-0.0619
<b>Pérdida 25</b>	Banco 4	\$ 391,452,828.74	0.0001	-0.1472
<b>Pérdida 26</b>	Banco 4	\$ 368,389,840.75	0.0001	0.0958
<b>Pérdida 27</b>	Banco 4	\$ 581,647,863.92	0.0001	0.0171
<b>Pérdida 28</b>	Banco 5	\$ 1,744,145,133.96	0.0006	-0.0215
<b>Pérdida 29</b>	Banco 5	\$ 461,725,236.93	0.0004	-0.1460
<b>Pérdida 30</b>	Banco 6	\$ 473,804,599.73	0.0001	-0.1297
<b>Pérdida 31</b>	Banco 6	\$ 371,112,199.27	0.0001	-0.1150
<b>Pérdida 33</b>	Banco 6	\$ 482,497,325.38	0.0001	-0.0200
<b>Pérdida 34</b>	Banco 6	\$ 1,603,745,717.37	0.0002	0.0139
<b>Pérdida 35</b>	Banco 6	\$ 566,572,505.80	0.0001	-0.0312
<b>Pérdida 36</b>	Banco 6	\$ 1,229,174,037.82	0.0002	-0.0656
<b>Pérdida 37</b>	Banco 6	\$ 545,847,975.19	0.0001	-0.1460
<b>Pérdida 38</b>	Banco 6	\$ 646,440,531.15	0.0001	-0.1488
<b>Pérdida 39</b>	Banco 6	\$ 483,329,836.01	0.0001	-0.0359
<b>Pérdida 40</b>	Banco 6	\$ 844,503,509.04	0.0001	-0.0871
<b>Pérdida 41</b>	Banco 6	\$ 390,384,715.58	0.0001	-0.1029

En línea con las características mencionadas del mercado chileno, Aggarwal et al. (1999) sostienen que los mercados emergentes se caracterizan por contar con una volatilidad alta.

De Santis (1997), encuentra previamente resultados similares, por lo que sostiene que la volatilidad de los mercados emergentes es mayor que la de los mercados maduros, y que también, existe una mayor probabilidad de la ocurrencia de amplios cambios en los precios de los mercados en desarrollo.

En base a esto, nace la necesidad de la detección y posterior eliminación de los *outliers* considerándose al mercado bancario chileno como un mercado emergente.

Con el objetivo de trabajar sobre una muestra que no incluya reacciones extremas del mercado, es necesaria la aplicación del método de *Isolation Forest* para aislar y eliminar las reacciones más extremas que presentó el mercado en el período de análisis.

A continuación, se exponen los resultados del algoritmo de *Isolation Forest*, más precisamente, cuáles fueron los CAR eliminados:

**Tabla 5.** CAR outliers y *anomaly scores* para la ventana temporal [-15,50]

	Bancos	Montos	CAR[-15,50]	Anomaly Score [-15,50]
<b>Pérdida 4</b>	Banco 4	\$ 386,349,402.30	-0.2083	0.63
<b>Pérdida 5</b>	Banco 4	\$ 533,768,659.73	-0.2039	0.62
<b>Pérdida 18</b>	Banco 4	\$ 432,401,735.96	0.1594	0.61
<b>Pérdida 32</b>	Banco 6	\$ 418,539,623.47	0.1479	0.56

A partir de los *outliers* obtenidos, es interesante mencionar que tres de ellos se encuentran en el Banco 4 y uno en el Banco 6. Además, como puede observarse en la Tabla 5, los *anomaly scores* obtenidos superan al 0.5. Debido a que los 37 CAR restantes no cuentan con *anomaly scores* alrededor del 0.5, los cuatro seleccionados son considerados *outliers*.

Una vez obtenidos los CAR de la ventana sin *outliers*, se puede observar que 22 de los 37 obtenidos son negativos, es decir un 59.46%. A lo largo del trabajo, los CAR negativos que se obtienen representan la acumulación de la caída de los retornos del banco en la ventana temporal elegida, luego de haber eliminado los movimientos normales del mercado y habiendo incorporado en los rendimientos el LOP, es decir, la caída que es esperada por la PO.

Se puede concluir que la mayoría de las veces que ocurre un evento de PO en los bancos chilenos, se produce una disminución anormal en los precios de las acciones de los bancos que presentan dichas pérdidas, lo cual se puede asociar a un daño en la reputación de los bancos. A su vez, se puede concluir que el Banco 6 sufrió el mayor daño reputacional con un CAR de -14.88%.

Es posible observar que el 40.54% de CAR de la muestra son positivos, este resultado puede ser explicado por diferentes motivos expuestos a continuación. En primer lugar, como explican Fiordelisi et al. (2013) puede deberse a que en promedio, las reacciones negativas que tuvo el mercado ante la ocurrencia del evento de pérdida fueron mucho menores a las

esperadas. Es por ello, que al realizar los cálculos de los AR, estos en su mayoría se vuelven positivos, finalmente derivando en un CAR positivo.

En segundo lugar, como mencionan Gillet et al. (2010) los CAR positivos pueden deberse a que el monto de la pérdida que se dio a conocer inicialmente fue mucho mayor al que realmente ocurrió. Luego, al informar el monto real, los bancos anuncian buenas noticias al mercado, generando un efecto positivo en los precios de las acciones del banco, derivando en CAR positivos.

En tercer lugar, otra posible explicación de este resultado es la brindada por Heidinger y Gatzert (2018) quienes explican que los bancos que suelen contar con un programa de gestión del riesgo reputacional presentan CAR menos negativos e incluso positivos ante la ocurrencia de eventos de PO.

A continuación se presentan los resultados obtenidos agrupando los CAR de las PO según el tipo de evento, el monto de la pérdida, el banco y el tamaño del banco.

En primer lugar, se exponen los resultados obtenidos según el tipo de evento que causó la PO.

**Tabla 6.** CAR[-15,50] para la sub-muestra de PO según el tipo de eventos

Tipo de Evento	Cantidad de PO	CAR promedio	CAR mínimo
100	1	0.0745	0.0745
200	7	-0.0114	-0.1472
201	4	-0.0311	-0.0871
400	8	0.0598	-0.0619
404	1	-0.1029	-0.1029
500	2	-0.0294	-0.0302
600	2	0.0393	-0.0044
700	6	0.0034	-0.1460
702	1	-0.1297	-0.1297
704	3	-0.0825	-0.1460
705	2	-0.1319	-0.1488

En base a la Tabla 6, es posible observar que el tipo de evento que causa un mayor efecto negativo en la reputación de los bancos se corresponde con las contrapartes

comerciales (705). El mayor daño a la reputación que se genera es en promedio -13.19%. Es interesante mencionar que estos resultados difieren de los de Perry y De Fontnouvelle (2005) y Gillet et al. (2010) quienes encuentran que los eventos causados por fraudes producen el mayor daño reputacional en los bancos.

El segundo mayor daño promedio a la reputación se genera por eventos de PO ocasionados por seguimiento y presentación de informes (702) que ocasionan un CAR promedio de -12.97%.

Si bien ambos tipos de eventos tienen el mayor efecto negativo para el banco, podemos observar que estos eventos no ocurren cotidianamente en la muestra estudiada. El tipo de evento correspondiente a contrapartes comerciales ocurre dos veces dentro del periodo estudiado, mientras que el evento ocasionado por seguimiento y presentación de informes sólo se presenta una vez.

Por el contrario, podemos observar que el mayor CAR obtenido es para el evento 700 correspondiente a ejecución, entrega y gestión de procesos. En estos casos se obtiene un CAR promedio positivo de 0.34%. También es interesante observar la frecuencia con la que ocurre este evento a lo largo de la muestra, presentándose en 6 ocasiones distintas.

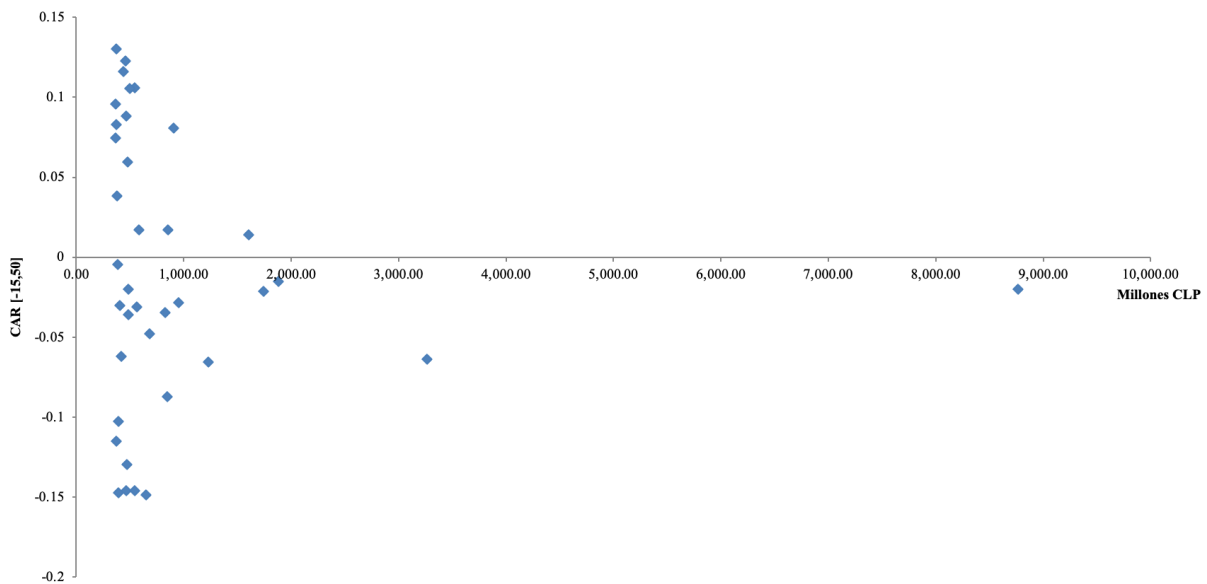
Además, es interesante observar cuáles son los tipos de eventos más frecuentes en los bancos. Por un lado, se encuentra el evento 400 asociado con clientes, productos y prácticas de negocio con una ocurrencia a lo largo de la muestra de 8 veces. Podemos decir que este tipo de evento es el más frecuente por el que se generan PO, donde el CAR promedio es de 5.98%.

Por otro lado, se encuentra el evento 200 que ocurre un total de 7 veces y está asociado al fraude externo. El CAR promedio para este tipo de evento tiene un valor negativo de -1.14%.

Seguidamente, se presenta un gráfico donde se exponen los CAR con respecto al monto de las pérdidas. Se puede observar que la mayoría de los CAR se encuentran por debajo del eje horizontal, implicando que en el 59.46% de los eventos se produjo un daño en la reputación del banco ante su ocurrencia.

Es destacable el hecho de que el evento con el mayor monto, equivalente a aproximadamente 8 mil millones de pesos chilenos, no produjo el mayor daño reputacional. En línea con esto, se puede notar que los CAR más negativos no se encuentran asociados con los mayores montos de pérdidas.

**Gráfico 1. CAR[-15,50] según el monto de la PO**



Con el objetivo de continuar el análisis de los resultados, se procede a separar los eventos según el tamaño de la pérdida. Para ello se define como pérdidas pequeñas a las que sean menores a 5 millones de dólares, aproximadamente 3,600 millones de pesos chilenos, y grandes a las que superen dicho valor. Fiordelisi et. al (2014) estudian los mercados desarrollados de América del Norte y Europa, por lo que consideran como pérdidas grandes a las que superan los 10 millones de dólares.

A partir de esto, se calcularon el CAR promedio y el CAR mínimo para cada una de las categorías, obteniendo los resultados que se presentan en la siguiente tabla:

**Tabla 7. CAR[-15,50] para la sub-muestra de PO según el monto**

	<b>Cantidad de PO</b>	<b>CAR promedio</b>	<b>CAR mínimo</b>
<b>PO pequeñas</b>	36	-0.0093	-0.1488
<b>PO grandes</b>	1	-0.0199	-0.0199

Como puede observarse, el evento de PO que se considera como grande fue el que, en promedio, causó el mayor daño reputacional con un CAR promedio de -1.99%. Esto ocurre porque dentro de las PO pequeñas existen CAR más cercano a cero que provocan un mayor CAR promedio. Sin embargo, el evento que más daño produjo en la reputación del banco se corresponde a una pérdida pequeña, presentando un CAR de -14.88%.

Fiordelisi et. al (2014), contrario a los resultados expuestos, encuentran que los inversores asignan penalizaciones reputacionales similares tanto a las PO grandes como las pequeñas.

**Tabla 8.** CAR[-15,50] para la sub-muestra de PO según el banco

	<b>Cantidad de PO</b>	<b>CAR promedio</b>	<b>CAR mínimo</b>
<b>Banco 4</b>	24	0.0284	-0.1472
<b>Banco 5</b>	2	-0.0838	-0.1460
<b>Banco 6</b>	11	-0.0789	-0.1488

Como se expone en la Tabla 8, al agrupar los CAR obtenidos según el banco no se encuentra una diferencia muy notable entre los tres bancos con respecto al mayor daño reputacional, ya que en todos los casos el CAR mínimo se encuentra alrededor de -14.7%. Sin embargo, por más que la diferencia sea pequeña, se puede decir que el Banco 6 fue el que sufrió el mayor daño a su reputación.

Al analizar el CAR promedio de cada banco, se puede concluir que en promedio, el banco que fue más penalizado por los inversores fue el Banco 5. A su vez, también es interesante ver que si bien fue el que presentó el menor CAR promedio, también fue el banco que sufrió la menor cantidad de pérdidas.

A continuación se agrupan los CAR con respecto a los tamaños de los bancos en los que ocurrieron los eventos de pérdidas.

**Tabla 9.** CAR[-15,50] para la sub-muestra de PO según el tamaño del banco

	<b>Cantidad de PO</b>	<b>CAR promedio</b>	<b>CAR mínimo</b>
<b>Grande</b>	35	-0.0053	-0.1488
<b>Mediano</b>	2	-0.0838	-0.1460

A partir de la Tabla 9, se puede observar que en promedio los CAR son más negativos para los bancos medianos que para los bancos grandes, es decir, que los bancos medianos sufren más efectos negativos en su reputación ante eventos de PO en comparación con los bancos grandes.

Los inversores reaccionan de forma excesiva dependiendo del tamaño, interpretando este resultado como consecuencia de la confianza y estabilidad del banco. Cuando se produce



una PO en un banco grande, el efecto reputacional promedio puede ser menor en comparación con otros bancos de menor tamaño, ya que los inversores confían en que el banco, en el que ocurrió la pérdida, tendrá suficiente control sobre la gestión y acceso a financiación para mitigar las consecuencias futuras de la pérdida.

## 5.2 Estudio de los determinantes

Tras haber obtenido los CAR e identificado y eliminado los *outliers*, se procede a estudiar los determinantes del riesgo reputacional. Para ello, la CMF ha sugerido que dicho análisis se realice para distintas ventanas temporales ([-15,35], [-15,40], [-15,45], [-15,50], [-15,55] y [-15,60]). El fin de este estudio es verificar si se presentan cambios significativos en los determinantes del riesgo reputacional de acuerdo a la ventana de tiempo empleada.

En primer lugar, se realiza una división entre los posibles determinantes con el fin de agruparlos de acuerdo a sus características, para luego al conformar los modelos de regresión, se opte únicamente por un determinante en representación de cada grupo. A continuación se exponen los diferentes grupos y las variables que los componen.

**Tabla 10.** Agrupamiento de posibles determinantes

Grupo	Determinantes
Medidas de rentabilidad	ROA
	ROE
Tamaño de la entidad	Tamaño
Apalancamiento de la entidad	<i>Equity To Assets</i>
	<i>Leverage</i>
Medición del riesgo	<i>Loans To Deposits</i>
	<i>Securities To Total Assets</i>
Variables del mercado	<i>Trading Volume</i>

Cabe mencionar que debido a que el *trading volume* cuenta con valores muy grandes, con el fin de evitar que al estudiar los determinantes su coeficiente sea muy pequeño se ha dividido la variable por 100 millones. Este ajuste no afecta a las conclusiones que puedan hacerse sobre este posible determinante.



Seguidamente, para cada una de las ventanas temporales se calcula la matriz de correlaciones entre los ocho posibles determinantes que conforman la Tabla 10.<sup>6</sup> A su vez, se calculan las correlaciones entre ellos y la variable CAR, que, de acuerdo a la regresión de la Ecuación (2), es la variable dependiente.

Se procede a seleccionar los determinantes que conformarán el modelo de regresión para cada ventana temporal. Cabe mencionar, que se busca que el modelo esté conformado por la mayor cantidad de grupos donde cada uno de ellos se encuentra representado por únicamente una variable independiente, buscando evitar la multicolinealidad.

Para seleccionar las variables del modelo se tendrán en cuenta dos cuestiones a la vez. Por un lado, se considerará cuál es la variable de cada grupo que mejor explica a la variable dependiente, utilizando la correlación entre cada posible determinante con el CAR, y por otro lado, a partir de la matriz de correlaciones entre las ocho variables, se procede a contar para cada una de ellas, cuántas correlaciones menores o iguales a  $|0.50|$  tienen. Esto permite encontrar cuál es la variable de cada grupo que permite conformar modelos con una mayor cantidad de determinantes.

Seguidamente se presentan las correlaciones de cada una de las variables con la variable dependiente CAR en cada ventana:

**Tabla 11.** Correlaciones entre posibles determinantes y el CAR

		[-15,35]	[-15,40]	[-15,45]	[-15,50]	[-15,55]	[-15,60]
Medidas de Rentabilidad	ROA	-0.36	-0.46	-0.34	-0.39	-0.40	-0.33
	ROE	-0.41	-0.50	-0.37	-0.44	-0.44	-0.39
Tamaño de la entidad	Tamaño	0.10	0.06	0.24	0.21	0.25	0.28
Apalancamiento de la entidad	<i>Equity To Assets</i>	0.13	0.13	0.02	0.16	0.13	0.09
	<i>Leverage</i>	-0.31	-0.34	-0.25	-0.35	-0.35	-0.31
Medición de riesgo	<i>Loans To Deposits</i>	-0.30	-0.36	-0.27	-0.27	-0.32	-0.23
	<i>Securities To Total Assets</i>	-0.17	-0.11	-0.16	-0.19	-0.25	-0.34
Variables del mercado	<i>Trading Volume</i>	0.07	-0.21	-0.01	-0.26	-0.28	0.01

Por otro lado, se expone la cantidad de variables con las que cada posible determinante permite conformar un mismo modelo:

<sup>6</sup> Ver Apéndice B.

**Tabla 12.** Cantidad de correlaciones menores o iguales a  $|0.50|$  de cada posible determinante con respecto a las siete variables restantes

		[-15,35]	[-15,40]	[-15,45]	[-15,50]	[-15,55]	[-15,60]
Medidas de Rentabilidad	ROA	4	4	4	4	4	4
	ROE	4	4	4	4	4	4
Tamaño de la entidad	Tamaño	6	6	6	6	6	6
Apalancamiento de la entidad	<i>Equity To Assets</i>	3	3	3	3	3	3
	<i>Leverage</i>	3	3	3	3	3	3
Medición de riesgo	<i>Loans To Deposits</i>	7	7	7	7	7	7
	<i>Securities To Total Assets</i>	6	6	6	6	6	6
Variables del mercado	<i>Trading Volume</i>	7	7	7	7	7	7

A partir de las dos tablas anteriores se puede observar que, en la mayoría de las ventanas, las variables que cuentan con una mayor correlación con el CAR también son las que permiten armar modelos con más variables. Por este motivo, los modelos estarán conformados por el ROE, tamaño, *leverage*, *loans to deposits* y el *trading volume*.

Sin embargo esto no se cumple en la ventana  $[-15,60]$ , ya que *securities to total assets* es la variable que cuenta con la mayor correlación con el CAR, pero permite armar modelos con menos variables. Aquí hay un *trade off* entre la mayor correlación y la cantidad de variables. Ante esta situación, se ha optado por conformar el modelo con el determinante *loans to deposits* ya que cuenta con más variables para conformar los modelos y además es la que ha sido incluida en los cinco modelos anteriores, por lo que facilita la comparación entre las ventanas.

El estudio de los determinantes estará compuesto por dos modelos de regresión en cada ventana temporal. Esto se debe a que las variables ROE y *leverage* cuentan, en todos los casos, con correlaciones muy altas como para formar parte de un mismo modelo. Finalmente, los modelos a estudiar son los siguientes:

$$CAR_i(\tau_0, \tau_1) = \alpha_i + \beta_{1i} ROE_{i0} + \beta_{2i} Tamaño_{i0} + \beta_{3i} LoansToDeposits_{i0} + \beta_{4i} TradingVolume_{i0} + \epsilon_i, \quad i=1, \dots, I$$

y,

$$CAR_i(\tau_0, \tau_1) = \alpha_i + \beta_{1i} Tamaño_{i0} + \beta_{2i} Leverage_{i0} + \beta_{3i} LoansToDeposits_{i0} + \beta_{4i} TradingVolume_{i0} + \epsilon_i, \quad i=1, \dots, I$$

donde  $I$  es el número total de eventos en la muestra,  $i0$  hace referencia a los determinantes en el día de ocurrencia del evento ( $t = 0$ ),  $\alpha_i$  y  $\beta_i$  son parámetros, y  $\epsilon_i$  es el error del modelo.

Se procede a realizar las regresiones por MCO, presentándose a continuación los resultados de ambos modelos.

**Tabla 13. Resultados del Modelo 1**

		[-15,35]	[-15,40]	[-15,45]	[-15,50]	[-15,55]	[-15,60]
	<b>Constante</b>	0.1833	0.2517	-0.0153	-0.0165	0.0147	-0.1114
Medidas de Rentabilidad	<b>ROE</b>	-0.6225***	-0.6345***	-0.7144***	-0.7431***	-0.7581***	-0.9605***
Tamaño	<b>Tamaño</b>	0.0698	0.0471	0.1558**	0.1552**	0.1655**	0.2314***
Apalancamiento de la entidad	<b>Leverage</b>						
Risk Measurement	<b>Loans To Deposits</b>	-0.1421	-0.1743	-0.0355	-0.0294	-0.0597	0.0102
VARIABLES DEL MERCADO	<b>Trading Volume</b>	0.0326*	0.0134	0.0240	0.0030	0.0019	0.0331
	<b>R Squared</b>	0.335	0.368	0.337	0.356	0.401	0.403
	<b>Adjusted R Squared</b>	0.252	0.290	0.254	0.276	0.326	0.328
	<b>F Statistic</b>	4.028	4.668	4.063	4.432	5.347	5.399
	<b>Prob(F Statistic)</b>	0.0093	0.0041	0.0089	0.0058	0.0021	0.0019
	<b>AIC</b>	-92.81	-93.51	-87.23	-84.48	-86.46	-76.16
	<b>BIC</b>	-84.76	-85.46	-79.17	-76.42	-78.40	-68.10

Notas: \*\*\*, \*\* y \* denotan significatividad estadística a los niveles de 1%, 5% y 10% respectivamente.

**Tabla 14. Resultados del Modelo 2**

		[-15,35]	[-15,40]	[-15,45]	[-15,50]	[-15,55]	[-15,60]
	<b>Constante</b>	0.3064*	0.3821**	0.1385	0.1390	0.1733	0.0836
Medidas de Rentabilidad	<b>ROE</b>						
Tamaño	<b>Tamaño</b>	0.0788	0.0350	0.1664**	0.1741**	0.1852**	0.2660***
Apalancamiento de la entidad	<b>Leverage</b>	-0.0151**	-0.0123*	-0.0177***	-0.0194***	-0.0199***	-0.0265***
Risk Measurement	<b>Loans To Deposits</b>	-0.1450	-0.1992	-0.0456	-0.0299	-0.0598	0.0222
VARIABLES DEL MERCADO	<b>Trading Volume</b>	0.0303	0.0013	0.0217	-0.0003	-0.0013	0.0328
	<b>R Squared</b>	0.265	0.250	0.261	0.308	0.352	0.371
	<b>Adjusted R Squared</b>	0.173	0.156	0.168	0.221	0.271	0.292
	<b>F Statistic</b>	2.888	2.670	2.821	3.553	4.342	4.715
	<b>Prob(F Statistic)</b>	0.0378	0.0499	0.0412	0.0165	0.0064	0.0042
	<b>AIC</b>	-89.13	-87.16	-83.21	-81.76	-83.56	-74.22
	<b>BIC</b>	-81.07	-79.11	-75.15	-73.71	-75.50	-66.16

Notas: \*\*\*, \*\* y \* denotan significatividad estadística a los niveles de 1%, 5% y 10% respectivamente.

Fiordelisi et al. (2013) explican que un coeficiente de regresión con valor negativo para un determinante específico implica una relación positiva entre dicho determinante y la pérdida de reputación del banco, es decir que, en promedio, cuando aumenten los determinantes el daño reputacional también aumentará. Por el contrario, un coeficiente de regresión con valor positivo para un determinante dado, se traduce en una relación negativa entre ese determinante y el daño a la reputación.

En primer lugar se encuentra el grupo correspondiente a las medidas de rentabilidad, el cual está representado por el determinante ROE. Como puede observarse en la Tabla 13, en todas las ventanas temporales el ROE cuenta con un coeficiente negativo y estadísticamente significativo al 1%. Esto implica que si el banco cuenta con una mayor rentabilidad, ante eventos de PO, su reputación se verá más dañada.

Fiordelisi et al. (2013) y Heidinger y Gatzert (2018) sostienen que las firmas más rentables son más propensas a sufrir pérdidas reputacionales. Esto tiene sentido ya que un manejo de capital más eficaz para generar beneficios provoca que los inversionistas consideren menos probable la ocurrencia de eventos operacionales en entidades más rentables. Consecuentemente, cuando los bancos con mayor rentabilidad incurren en eventos de PO, los inversores los penalizan aún más ya que no esperan la ocurrencia de estos eventos.

Además, se puede observar que en el Modelo 1, la variable que mayor daño a la reputación del banco provoca es la variable ROE, es decir, que es el determinante que tiene un mayor efecto en los bancos chilenos por lo que se considera que es una variable a la que los bancos deberían prestarle más atención en lo que al daño reputacional respecta. El ROE cuenta con un coeficiente promedio, a lo largo de todas las ventanas temporales, de -0.7389. Si se produce un aumento de una unidad de la rentabilidad del banco la entidad presentará, ante la ocurrencia de un evento de PO, un mayor daño reputacional de -0.7389.

En segundo lugar, el apalancamiento de la entidad se encuentra representado por el determinante *leverage* que, al estar altamente correlacionado con la variable ROE, fue incluido únicamente en el segundo modelo para todas las ventanas temporales. El *leverage* cuenta con un coeficiente estadísticamente significativo a lo largo de la muestra aunque el nivel de significatividad difiere entre las ventanas. Estos coeficientes son negativos en todos los casos lo cual indica que mientras mayor sea el apalancamiento del banco, mayor será el daño a la reputación ante la ocurrencia de eventos de PO.

Sturm (2013) menciona que los bancos que cuentan con un mayor apalancamiento presentan mayores daños en su reputación. Un excesivo apalancamiento puede hacer referencia a una notable dependencia a la financiación externa para hacer frente a la actividad

usual del banco, es decir, puede suponer una mayor carga financiera para la entidad. Por lo que ante eventos de pérdida, el banco contará con una mayor dificultad para hacer frente a la situación, causando una reacción negativa de los agentes económicos en su precio de mercado.

Al analizar los resultados del Modelo 2, se observa que la variable que mayor daño a la reputación del banco provoca es el *leverage*. Este determinante a lo largo de las diferentes ventanas tiene un coeficiente promedio de -0.0185. Si se genera un aumento en una unidad en el apalancamiento del banco, ante la ocurrencia de una PO, el daño a la reputación aumentará en -0.0185.

En tercer lugar, el determinante tamaño de la entidad ha sido medido por medio de una variable dummy que toma el valor de 0 si los bancos son medianos, y el valor de 1 si son de tamaño grande. Se observa que en las distintas ventanas y modelos este determinante tiene signo positivo y es estadísticamente significativo (al 1% y al 5% según corresponda). Se puede concluir que los bancos de mayor tamaño presentan un menor daño reputacional ante la ocurrencia de una PO.

Es importante mencionar que los resultados obtenidos con respecto al tamaño de los bancos se encuentran en línea con los resultados previamente hallados en la Sección 5.1. Nuevamente reafirmamos que el daño a la reputación ante eventos de PO depende del tamaño del banco. Los accionistas confían en que los bancos más grandes donde ocurren PO tendrán acceso a financiación y suficiente control para gestionar y mitigar las consecuencias del evento. En cambio, según nuestros resultados se percibe a los bancos medianos con limitado acceso a fondos y recursos, por lo cual no pueden garantizar que los efectos de las pérdidas sean minimizados ni tampoco que los eventos no vuelvan a ocurrir en un futuro.

A partir de los Modelos 1 y 2 se obtiene que la diferencia promedio en el CAR esperado entre un banco grande y un banco mediano es de 0.1770 y 0.1979 respectivamente, es decir, que los bancos medianos contarán con un CAR más pequeño, indicando que estos se verán más dañados reputacionalmente.

En cuarto lugar, dentro del grupo correspondiente a la medición del riesgo se utilizó a la variable *loans to deposits*. Como mencionan los autores Miklaszewska et al. (2020), esta variable permite conocer el riesgo de financiación del banco ya que exhibe la liquidez con que cuenta la entidad para cubrirse ante necesidades de fondos. Si este ratio es elevado, implica que el banco necesitará otras fuentes de financiación para poder continuar satisfaciendo su demanda de préstamos, por lo que la entidad podría estar endeudándose y volviéndose más riesgosa.

Es de esperar que los inversores penalicen más a los bancos con un mayor *loans to deposits*, ya que su menor liquidez y por lo tanto reducida capacidad de hacer frente ante posibles necesidades de fondos, se traduce en riesgo para el banco. Sin embargo, cabe destacar que esta variable no resulta estadísticamente significativa en ningún modelo ni ventana temporal, por lo que no se pueden sacar conclusiones relevantes.

En último lugar, se encuentra el *trading volume*. Es importante tener presente que este determinante se encuentra dividido por 100 millones, por lo que si se utiliza la variable a nivel, el valor del coeficiente de regresión sería muy pequeño. El *trading volume* es estadísticamente significativo únicamente en el Modelo 1 de la ventana [-15,35], y cuenta con un coeficiente positivo e igual a 0.0326. Lo cual implica que, si bien el efecto es pequeño, los bancos que presentan un mayor volumen de trading en el día de la ocurrencia del evento, presentan un menor daño reputacional. En otras palabras, ante un aumento de una unidad del *trading volume*, es decir 100 millones, el daño reputacional disminuirá en 0.0326.

A partir de los resultados obtenidos cabe destacar que, si bien en algunos casos tanto el nivel de significatividad estadística como los coeficientes difieren entre los modelos y ventanas, las conclusiones que se pueden obtener sobre los determinantes del riesgo reputacional son las mismas.

Finalmente, es importante aclarar que, aunque hay determinantes que tienen efectos más significativos que otros, se debe tener en cuenta que el mercado no analiza a los bancos sacando conclusiones a partir de un determinante aislado, sino que se considera la interacción compleja que existe entre los distintos factores y características propias de un banco. Es por ello, que el grado de daño reputacional ante la ocurrencia de eventos de PO depende de un panorama general sobre el banco, donde los diversos determinantes interactúan entre sí.

## 6. Limitaciones

Tras llevar a cabo el presente estudio, se han encontrado ciertas limitaciones que a continuación se exponen. En primer lugar, a lo largo de la investigación se trabaja con una serie histórica de 7 años, iniciando en enero del 2016 y finalizando en febrero del 2023. La utilización de esta ventana temporal se debe a que la CMF no cuenta con datos bancarios previos al año 2016. Sin embargo, al visualizar los trabajos de otros autores sobre riesgo reputacional se puede observar que en la mayoría de los casos, los autores trabajan con series históricas más extensas.

Esta diferencia en la longitud de la serie histórica de datos se considera una limitación, debido a que no solo dificulta la comparación con los resultados de otros autores, sino que también, se cuenta con una menor robustez debido a la limitada cantidad de información.

En segundo lugar, la base de datos proporcionada por la CMF exhibe los eventos de PO en su fecha de ocurrencia. Sin embargo, distintos autores evalúan el impacto de las PO en el valor de mercado de los bancos a partir de sus fechas de anuncio en la prensa, encontrando un impacto inmediato y significativo sobre el valor de mercado de las empresas.

Esto se considera como otra limitación en el trabajo de investigación, ya que a causa de que los datos se encuentran anonimizados por la CMF, no es posible reconocer los eventos de PO en la prensa para así obtener sus fechas de anuncio. A su vez, cabe aclarar que la CMF tampoco puede proveer dichas fechas debido a que únicamente cuentan con la información de su ocurrencia. Para poder llevar adelante la investigación, con la salvedad de esta limitación, se ha considerado la suposición de que los eventos de PO han sido publicados en prensa dentro de la ventana temporal utilizada para el cálculo de los AR y los CAR. Por este motivo, es posible que los resultados obtenidos en esta investigación presenten ciertas divergencias en comparación con los resultados obtenidos por los mencionados autores.

En tercer lugar, en la base de datos original se incluyeron todos los posibles determinantes expuestos por los diferentes autores en sus investigaciones, ya que el objetivo es hacer un estudio sobre los determinantes más significativos del riesgo reputacional. Sin embargo, luego de enviar la base de datos a la CMF, muchos de estos determinantes fueron eliminados ya que dicha Comisión consideraba que su inclusión permitía el reconocimiento de los bancos. Esto se encuentra como una limitación a la hora de realizar el estudio de los determinantes, ya que en las variables eliminadas no se podrá testear la significatividad sobre el riesgo reputacional de los bancos chilenos.



## 7. Conclusión

En el presente estudio se ha medido y analizado el efecto reputacional que diversos eventos de PO generaron en bancos chilenos. Para realizar el presente estudio se contó con la ayuda de uno de los principales reguladores de Chile, la CMF, siendo de suma importancia para la realización y el análisis de los datos de este trabajo. Al contar con la participación de dicha Comisión, fue posible trabajar con datos que son confiables, exactos y no son de público acceso, que reflejan fielmente la realidad del mercado bancario chileno, permitiendo realizar un eficaz análisis sobre el daño reputacional en los bancos.

Los resultados que se han obtenido sugieren que, al estudiar la ventana temporal en la que se ha acumulado un mayor daño reputacional ante la ocurrencia de dichos eventos, en un 59.46% de las PO los bancos han presentado daños reputacionales. Estos daños han sido medidos por medio de la sumatoria de las caídas de los retornos de los bancos en la ventana temporal, habiendo quitado los efectos correspondientes al comportamiento usual del mercado e incorporado la caída que se espera que el mercado presente por el evento de pérdida.

Se ha encontrado que el tipo de evento que mayor daño a la reputación de los bancos genera es el de contrapartes comerciales con un daño reputacional promedio de -13.19%. Además, es interesante notar que los CAR más negativos, es decir, un mayor daño reputacional, no se encuentra asociado con un mayor monto de pérdida, y que a su vez, los bancos medianos sufren una mayor penalización a su reputación que los bancos grandes ante la ocurrencia de eventos de PO.

Por otro lado, se han analizado los posibles determinantes del riesgo reputacional en el mercado bancario chileno para distintas ventanas temporales. Los resultados obtenidos demuestran que los bancos con una mayor rentabilidad (ROE) y/o un mayor apalancamiento se enfrentan ante mayores penalizaciones por parte del mercado tras la ocurrencia de PO. Mientras que un mayor tamaño de la entidad puede asociarse a efectos positivos que permiten disminuir el daño reputacional.

A su vez, al realizar una comparación entre las distintas ventanas temporales, en la mayoría de los casos se encuentran el mismo coeficiente y variables significativas, lo que permite concluir, que la variabilidad de las ventanas de tiempo en las que se realiza el estudio, no se presenta como un factor de sensibilidad en los resultados.

A su vez, esta investigación cuenta con implicaciones significativas. En primer lugar, se obtuvieron resultados que permitieron concluir que en la mayoría de los eventos de PO los



bancos sufren daños en su reputación, reflejando la importancia de que los bancos y reguladores cuenten con metodologías para la medición del riesgo reputacional como así también que tengan conocimiento de sus determinantes. El presente estudio le brindará a la CMF una sólida base para el análisis del riesgo reputacional de los bancos chilenos y sus determinantes, el cual podría ser empleado para el desarrollo de regulaciones bancarias y la toma de decisiones con respecto a la mitigación de este riesgo.

En segundo lugar, se considera importante destacar que hoy en día, los bancos son conscientes de la importancia del riesgo reputacional, que se presenta a causa de diversas fuentes. Este riesgo requiere procesos que permitan su temprana identificación y gestión, es decir, un enfoque preventivo que luego dé lugar a su posterior monitorización, y que se encuentre integrado en todas las actividades del banco incluyendo sus procesos internos.

En tercer lugar, se trata de un estudio pionero sobre el riesgo reputacional en el mercado bancario de Chile como así también en América del Sur. Es importante remarcar que la literatura existente sobre el riesgo reputacional en el mercado bancario de países emergentes es escasa. Por otro lado, existen marcos regulatorios y teóricos sobre el riesgo reputacional, sin embargo, estos deben ser ajustados según las características del país. La presente investigación propone una metodología que representa un modelo de medición para el riesgo reputacional bancario e identificación de sus determinantes en el caso de países emergentes, siendo el puntapié inicial para futuras investigaciones.

Universidad de  
San Andrés

## Bibliografía

R. Aggarwal, C. Inclan, and R. Leal. Volatility in emerging stock markets. *Journal of financial and Quantitative Analysis* 34.1: 33-55, 1999.

A. Barakat, S. Ashby, and P. Fenn. The reputational effects of analysts' stock recommendations and credit ratings: Evidence from operational risk announcements in the financial industry. *International Review of Financial Analysis* 55: 1-22, 2018.

A. Barakat, S. Ashby, P. Fenn, and C. Bryce. Operational risk and reputation in financial institutions: Does media tone make a difference?. *Journal of Banking & Finance* 98: 1-24, 2019.

Basel Committee on Banking Supervision. Enhancements to the Basel II framework: 19. 2009.

Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. Buenas prácticas para la gestión y supervisión del riesgo operativo: 2, 2003.

J.D. Cummins, C.M. Lewis and R. Wei. The market value impact of operational risk events for US banks and insurers. *Journal of Banking and Finance* 30, 2605–2634, 2006.

J.D. Cummins, R. Wei, and X. Xie. Financial sector integration and information spillovers: effects of operational risk events on US Banks and insurers. Working Paper, Temple University, Philadelphia. 2012.

G. De Santis. Stock returns and volatility in emerging financial markets. *Journal of International Money and finance* 16.4: 561-579, 1997.

C. Eckert and N. Gatzert. Spillover effects in the European financial services industry from internal fraud events: comparing three cases of rogue trader scandals. *The Journal of Risk Finance* 20.3: 249-266, 2019.

S. J. Ferreira, E. Redda, and S. H. Dunga. A structural equation model of reputational risk in South Africa. *Cogent Economics & Finance* 7.1, 2019.

F. Fiordelisi, M. Soana, and P. Schwizer. The determinants of reputational risk in the banking sector. *Journal of Banking & Finance* 37.5: 1359-1371, 2013.

F. Fiordelisi, M. Soana, and P. Schwizer. Reputational losses and operational risk in banking. *The European Journal of Finance* 20.2: 105-124, 2014.

R. Gillet, G. Hübner, and S. Plunus. Operational risk and reputation in the financial industry. *Journal of Banking & Finance* 34.1: 224-235, 2010.

D. Heidinger, and N. Gatzert. Awareness, determinants and value of reputation risk management: Empirical evidence from the banking and insurance industry. *Journal of Banking & Finance* 91: 106-118, 2018.

F. T. Liu, K. M. Ting, and Z. H. Zhou. Isolation forest. 2008 eighth IEEE international conference on data mining. IEEE: 413-422, 2008.

E. Miklaszewska, K. Kil, and M. Pawłowska. Is reputational risk important for bank performance? Evidence from CEE-11 countries. *Argumenta económica* 2: 31-51, 2020.

J. Perry, and P. De Fontnouvelle. Measuring reputational risk: The market reaction to operational loss announcements. Available at SSRN 861364, 2005.

P. Sturm. Operational and reputational risk in the European banking industry: The market reaction to operational risk events. *Journal of Economic Behavior & Organization*: 85, 191-206, 2013.

## Apéndices

### Apéndice A. Resultados de las regresiones por MCO que permiten aislar el comportamiento usual del mercado para cada evento de pérdida

Tabla A1. Estimadores  $\hat{\alpha}_i$  y  $\hat{\beta}_i$

	Bancos	Montos	Tipo de Evento		$\hat{\alpha}_i$	$\hat{\beta}_i$
Pérdida 1	Banco 4	\$ 368,732,048.97	100		0.0000595	0.9689365
Pérdida 2	Banco 4	\$ 458,321,557.34	400	-	0.0000749	1.0082183
Pérdida 3	Banco 4	\$ 386,848,051.51	600		0.0007467	0.9704183
Pérdida 4	Banco 4	\$ 386,349,402.30	200		0.0007748	0.8938442
Pérdida 5	Banco 4	\$ 533,768,659.73	200		0.0006051	0.8543059
Pérdida 6	Banco 4	\$ 950,532,826.75	500		0.0000813	1.0492886
Pérdida 7	Banco 4	\$ 403,016,984.59	500		0.0001295	1.0844481
Pérdida 8	Banco 4	\$ 679,940,292.86	700		0.0001793	1.0888472
Pérdida 9	Banco 4	\$ 904,327,702.84	700	-	0.0000993	1.0906049
Pérdida 10	Banco 4	\$ 436,647,832.99	400	-	0.0007667	0.9529678
Pérdida 11	Banco 4	\$ 462,175,077.19	400	-	0.0005783	0.9670879
Pérdida 12	Banco 4	\$ 372,969,791.46	200	-	0.0008542	0.9633364
Pérdida 13	Banco 4	\$ 479,783,859.30	700	-	0.0009057	0.9651041
Pérdida 14	Banco 4	\$ 370,281,243.45	600	-	0.0005399	0.9685714
Pérdida 15	Banco 4	\$ 379,373,932.733	200	-	0.0002193	0.9786154
Pérdida 16	Banco 4	\$ 543,477,211.74	400	-	0.0000874	0.9642582
Pérdida 17	Banco 4	\$ 497,296,570.23	400	-	0.0002645	0.9423791
Pérdida 18	Banco 4	\$ 432,401,735.96	200	-	0.0003133	0.9421946
Pérdida 19	Banco 4	\$ 856,445,218.00	400		0.0003867	0.9561185
Pérdida 20	Banco 4	\$ 829,033,771.03	200		0.0002836	1.0999526
Pérdida 21	Banco 4	\$ 1,879,539,823.40	400	-	0.0000964	1.1873803
Pérdida 22	Banco 4	\$ 3,264,397,079.81	200		0.0001438	1.2024844
Pérdida 23	Banco 4	\$ 8,767,762,426.38	200		0.0000331	1.1983020
Pérdida 24	Banco 4	\$ 417,070,027.44	400		0.0000197	1.1193613
Pérdida 25	Banco 4	\$ 391,452,828.74	200	-	0.0000762	1.1050571
Pérdida 26	Banco 4	\$ 368,389,840.75	700	-	0.0010103	0.9493112
Pérdida 27	Banco 4	\$ 581,647,863.92	200	-	0.0009039	0.9535490
Pérdida 28	Banco 5	\$ 1,744,145,133.96	700		0.0003291	0.6439822
Pérdida 29	Banco 5	\$ 461,725,236.93	700	-	0.0011206	1.0696236
Pérdida 30	Banco 6	\$ 473,804,599.73	702		0.0001038	0.9947585
Pérdida 31	Banco 6	\$ 371,112,199.27	705	-	0.0003623	1.0440498
Pérdida 32	Banco 6	\$ 418,539,623.47	201	-	0.0005074	1.0818266
Pérdida 33	Banco 6	\$ 482,497,325.38	201	-	0.0001590	1.2028752
Pérdida 34	Banco 6	\$ 1,603,745,717.37	201		0.0001750	1.1744186
Pérdida 35	Banco 6	\$ 566,572,505.80	201		0.0003304	1.1283957
Pérdida 36	Banco 6	\$ 1,229,174,037.82	704		0.0007213	1.1645964
Pérdida 37	Banco 6	\$ 545,847,975.19	704		0.0007490	1.1568072
Pérdida 38	Banco 6	\$ 646,440,531.15	705		0.0007884	1.1552569
Pérdida 39	Banco 6	\$ 483,329,836.01	704		0.0007864	1.0958891
Pérdida 40	Banco 6	\$ 844,503,509.04	201	-	0.0003746	0.9331697
Pérdida 41	Banco 6	\$ 390,384,715.58	404	-	0.0003887	0.9322749

## Apéndice B. Matrices de correlaciones entre los posibles determinantes para distintas ventanas temporales

**Tabla A2.1.** Matriz de correlaciones para la ventana temporal [-15,35]

ROA	1	0.96	-0.58	-0.00	0.28	0.63	0.22	0.41
ROE	0.96	1	-0.67	0.04	0.39	0.78	0.30	0.39
<i>Equity To Assets</i>	-0.58	-0.67	1	0.38	-0.44	-0.83	-0.24	-0.74
<i>Loans To Deposits</i>	-0.00	0.04	0.38	1	-0.28	0.00	0.15	-0.46
<i>Securities To Total Assets</i>	0.28	0.39	-0.44	-0.28	1	0.61	0.05	0.19
<i>Leverage</i>	0.63	0.78	-0.83	0.00	0.61	1	0.29	0.49
<i>Trading Volume</i>	0.22	0.30	-0.24	0.15	0.05	0.29	1	-0.00
Tamaño	0.41	0.39	-0.74	-0.46	0.19	0.49	-0.00	1
ROA	ROE	<i>Equity To Assets</i>	<i>Loans To Deposits</i>	<i>Securities To Total Assets</i>	<i>Leverage</i>	<i>Trading Volume</i>	Tamaño	

**Tabla A2.2.** Matriz de correlaciones para la ventana temporal [-15,40]

ROA	1	0.96	-0.53	0.05	0.25	0.63	0.32	0.38
ROE	0.96	1	-0.64	0.07	0.36	0.77	0.43	0.37
<i>Equity To Assets</i>	-0.53	-0.64	1	0.40	-0.44	-0.81	-0.27	-0.75
<i>Loans To Deposits</i>	0.05	0.07	0.40	1	-0.29	0.02	0.17	-0.47
<i>Securities To Total Assets</i>	0.25	0.36	-0.44	-0.29	1	0.60	0.08	0.20
<i>Leverage</i>	0.63	0.77	-0.81	0.02	0.60	1	0.41	0.49
<i>Trading Volume</i>	0.32	0.43	-0.27	0.17	0.08	0.41	1	-0.04
Tamaño	0.38	0.37	-0.75	-0.47	0.20	0.49	-0.04	1
ROA	ROE	<i>Equity To Assets</i>	<i>Loans To Deposits</i>	<i>Securities To Total Assets</i>	<i>Leverage</i>	<i>Trading Volume</i>	Tamaño	

**Tabla A2.3.** Matriz de correlaciones para la ventana temporal [-15,45]

<b>ROA</b>	1	0.96	-0.55	0.04	0.24	0.63	0.23	0.40
<b>ROE</b>	0.96	1	-0.65	0.07	0.36	0.78	0.31	0.38
<b>Equity To Assets</b>	-0.55	-0.65	1	0.39	-0.44	-0.82	-0.24	-0.75
<b>Loans To Deposits</b>	0.04	0.07	0.39	1	-0.29	0.02	0.16	-0.46
<b>Securities To Total Assets</b>	0.24	0.36	-0.44	-0.29	1	0.60	0.04	0.20
<b>Leverage</b>	0.63	0.78	-0.82	0.02	0.60	1	0.31	0.49
<b>Trading Volume</b>	0.23	0.31	-0.24	0.16	0.04	0.31	1	-0.01
<b>Tamaño</b>	0.40	0.38	-0.75	-0.46	0.20	0.49	-0.01	1
<b>ROA</b>	<b>ROE</b>	<b>Equity To Assets</b>	<b>Loans To Deposits</b>	<b>Securities To Total Assets</b>	<b>Leverage</b>	<b>Trading Volume</b>	<b>Tamaño</b>	

**Tabla A2.4.** Matriz de correlaciones para la ventana temporal [-15,50]

<b>ROA</b>	1	0.96	-0.56	0.03	0.27	0.64	0.32	0.40
<b>ROE</b>	0.96	1	-0.66	0.06	0.38	0.79	0.42	0.37
<b>Equity To Assets</b>	-0.56	-0.66	1	0.38	-0.44	-0.82	-0.28	-0.74
<b>Loans To Deposits</b>	0.03	0.06	0.38	1	-0.28	0.02	0.17	-0.46
<b>Securities To Total Assets</b>	0.27	0.38	-0.44	-0.28	1	0.60	0.08	0.20
<b>Leverage</b>	0.64	0.79	-0.82	0.02	0.60	1	0.41	0.48
<b>Trading Volume</b>	0.32	0.42	-0.28	0.17	0.08	0.41	1	-0.04
<b>Tamaño</b>	0.40	0.37	-0.74	-0.46	0.20	0.48	-0.04	1
<b>ROA</b>	<b>ROE</b>	<b>Equity To Assets</b>	<b>Loans To Deposits</b>	<b>Securities To Total Assets</b>	<b>Leverage</b>	<b>Trading Volume</b>	<b>Tamaño</b>	

**Tabla A2.5.** Matriz de correlaciones para la ventana temporal [-15,55]

<b>ROA</b>	1	0.96	-0.56	0.03	0.27	0.64	0.32	0.40
<b>ROE</b>	0.96	1	-0.66	0.06	0.38	0.79	0.42	0.37
<b>Equity To Assets</b>	-0.56	-0.66	1	0.38	-0.44	-0.82	-0.28	-0.74
<b>Loans To Deposits</b>	0.03	0.06	0.38	1	-0.28	0.02	0.17	-0.46
<b>Securities To Total Assets</b>	0.27	0.38	-0.44	-0.28	1	0.60	0.08	0.20
<b>Leverage</b>	0.64	0.79	-0.82	0.02	0.60	1	0.41	0.48
<b>Trading Volume</b>	0.32	0.42	-0.28	0.17	0.08	0.41	1	-0.04
<b>Tamaño</b>	0.40	0.37	-0.74	-0.46	0.20	0.48	-0.04	1
<b>ROA</b>	<b>ROE</b>	<b>Equity To Assets</b>	<b>Loans To Deposits</b>	<b>Securities To Total Assets</b>	<b>Leverage</b>	<b>Trading Volume</b>	<b>Tamaño</b>	

**Tabla A2.6.** Matriz de correlaciones para la ventana temporal [-15,60]

<b>ROA</b>	1	0.96	-0.58	-0.00	0.28	0.63	0.22	0.41
<b>ROE</b>	0.96	1	-0.67	0.04	0.39	0.78	0.30	0.39
<b>Equity To Assets</b>	-0.58	-0.67	1	0.38	-0.44	-0.83	-0.24	-0.74
<b>Loans To Deposits</b>	-0.00	0.04	0.38	1	-0.28	0.00	0.15	-0.46
<b>Securities To Total Assets</b>	0.28	0.39	-0.44	-0.28	1	0.61	0.05	0.19
<b>Leverage</b>	0.63	0.78	-0.83	0.00	0.61	1	0.29	0.49
<b>Trading Volume</b>	0.22	0.30	-0.24	0.15	0.05	0.29	1	-0.00
<b>Tamaño</b>	0.41	0.39	-0.74	-0.46	0.19	0.49	-0.00	1
<b>ROA</b>	<b>ROE</b>	<b>Equity To Assets</b>	<b>Loans To Deposits</b>	<b>Securities To Total Assets</b>	<b>Leverage</b>	<b>Trading Volume</b>	<b>Tamaño</b>	