

Interconectividad y contagio en entidades y conglomerados banco- aseguradores chilenos

José Fuentes · Julio Deride



Regulador y Supervisor Financiero de Chile

The Working Papers series is a publication of the Financial Market Commission (CMF), whose purpose is to disseminate preliminary research in the finance area for discussion and comments. These works are carried out by professionals of the institution or entrusted by it to third parties.

The objective of the series is to contribute to the discussion and analysis of relevant topics for financial stability and related regulations. Although the Working Papers have editorial revision of the CMF, the analysis and conclusions contained therein are the sole responsibility of the authors.

La serie de Documentos de Trabajo es una publicación de la Comisión para el Mercado Financiero (CMF), cuyo objetivo es divulgar trabajos de investigación de carácter preliminar en el área financiera, para su discusión y comentarios. Estos trabajos son realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros.

El objetivo de la serie es aportar a la discusión y análisis de temas relevantes para la estabilidad financiera y normativas relacionadas. Si bien los Documentos de Trabajo cuentan con la revisión editorial de la CMF, los análisis y conclusiones en ellos contenidos son de exclusiva responsabilidad de sus autores.

Documentos de Trabajo de la Comisión para el Mercado Financiero (CMF) Financial Market Commission (CMF)
Av. Libertador Bernardo O'Higgins 1449, Santiago, Chile Teléfono: (56) 22617 4058

Copyright ©2021 CMF
Todos los derechos reservados

Interconectividad y contagio en entidades y conglomerados banco-aseguradores chilenos¹²

José Fuentes³, Julio Deride⁴

Resumen

Este documento de trabajo investiga la interconexión y los mecanismos de contagio dentro de los conglomerados banco-aseguradores chilenos. Analizamos la importancia sistémica mediante el análisis de redes y simulaciones de contagios en cascadas, utilizando datos regulatorios combinados de los silos, con frecuencia trimestral desde el primer trimestre de 2022 hasta el primer trimestre de 2024. Proponemos un algoritmo de contagio que incluye una versión base, centrada en impactos directos por exposiciones de incumplimiento, y una versión ampliada que incorpora mecanismos de recuperación y de efectos indirectos de mercado, además de presentar simulaciones de contagio. Nuestro enfoque mejora el análisis tradicional de exposiciones al incorporar efectos iterativos. Además, establecemos las bases para futuros desarrollos en esta línea de investigación. Un hallazgo clave de este trabajo es que diferentes enfoques y matices tienen una capacidad similar para identificar nodos clave en el sistema financiero chileno.

Abstract

This working paper investigates interconnectedness and contagion mechanisms within Chilean bank-insurer conglomerates. We analyze systemic importance through network analysis and cascading contagion simulations, using combined regulatory data from silos, with quarterly frequency from Q1 2022 to Q1 2024. We propose a contagion algorithm that includes a baseline version, focusing on direct impacts from default exposures, and an extended version that incorporates recovery and market spillover mechanisms, as well as presenting contagion simulations. Our approach enhances traditional exposure analysis by incorporating iterative effects. In addition, we lay the groundwork for future developments in this line of research. A key finding of this work is that different approaches and nuances have a similar ability to identify key nodes in the Chilean financial system.

¹ Las opiniones emitidas en este trabajo, y sus errores y omisiones, son de exclusiva responsabilidad de los autores y no necesariamente reflejan la visión de la institución. Se agradecen los comentarios, consejos y sugerencias del referato interno, así como también los de otros participantes en seminarios internos.

² Los autores expresan su agradecimiento a Eric Zepeda por su trabajo de investigación previo, el cual fue presentado como memoria de titulación en 2024. También se expresan agradecimientos a la División de Conglomerados Financieros de la CMF, y a Iván Abarca por sus comentarios, sugerencias y apoyo.

³ A la fecha de cierre de esta versión del documento: Comisión para el Mercado Financiero.

⁴ Facultad de Ingeniería y Ciencias, Universidad Adolfo Ibáñez, julio.deride@uai.cl

I. Introducción

El estudio de la interconexión entre instituciones financieras, el riesgo sistémico y las dinámicas de contagio, especialmente en el sector bancario, es un área de investigación ampliamente documentada y aplicada en los ámbitos académico, regulador y de supervisión.

Comprender estos fenómenos es fundamental para identificar cómo las disrupciones en una parte del sistema financiero pueden propagarse, afectando a otras entidades y generando riesgos sistémicos con potenciales consecuencias graves para la estabilidad financiera y económica de un país o una región. Los hallazgos en esta área proporcionan información clave para guiar los esfuerzos de supervisión por parte de las agencias regulatorias nacionales, ayudando a mitigar vulnerabilidades y a diseñar estrategias efectivas de regulación.

Este trabajo se centra en los conglomerados banco-aseguradores chilenos, para los cuales elaboramos una base de datos inédita, obtenida a partir de datos proporcionados por fuentes regulatorias.

En nuestra revisión de la literatura identificamos tres enfoques principales para el estudio de la interconexión en redes financieras. El primero, que denominaremos “enfoque econométrico”, evalúa el riesgo de contagio a través de variables macroeconómicas e indicadores específicos de la industria (Pesaran, 2004) (Chiang, Jeon, & Li, 2007) (Diebold & Yilmaz, 2014) (Adrian & Brunnermeier, 2016) (Ahelegbey, Giudici, & Hashem, 2021). Estos estudios utilizan modelos econométricos para identificar y cuantificar las relaciones entre diferentes variables económicas y financieras, estimando el impacto de posibles perturbaciones en el sistema.

El segundo enfoque, denominado “análisis de redes”, se centra en estudiar la estructura de la red financiera, o topología, utilizando herramientas de Teoría de Grafos. Este enfoque modela la red financiera utilizando nodos y enlaces, que representan a las instituciones y sus obligaciones, respectivamente. Se analizan aspectos como los grados de

conexión, los conjuntos de vecindarios y la fuerza de los enlaces (Eisenberg & Noe, 2001) (Langfield & Soramäki, 2016) (Bravo-Benitez, Alexandrova-Kabadjova, & Martinez-Jaramillo, 2016) (European Systemic Risk Board, 2017). Adicionalmente, se examina cómo la estructura de las interconexiones entre las instituciones financieras influye en la propagación del riesgo. Para ello, se utilizan medidas como la centralidad, que permiten identificar instituciones sistémicamente importantes y puntos de vulnerabilidad en la red.

El tercero, “enfoque de balance”, examina cómo una disrupción en la red o shock inicial (por ejemplo, el default de uno de los nodos), puede propagarse al resto de la red financiera. Este enfoque considera tanto la estructura de las interconexiones de la red como la capacidad de los actores para absorber pérdidas (Steinbacher, Steinbacher, & Steinbacher, 2014) (Nirei, Caballero, & Sushko, 2015) (Sun & Chan-Lau, 2017). Mediante simulaciones, se evalúa cómo las disrupciones financieras se transmiten a través de los balances de las instituciones, considerando tanto los impactos directos como los efectos de propagación a lo largo del tiempo.

Este trabajo aplica los dos últimos enfoques mencionados para analizar a los conglomerados que operan en los sectores bancario y de seguros en Chile. Aunque las entidades bancarias y aseguradoras en Chile tienen límites de exposición definidos por ley, la concentración de riesgo dentro de los conglomerados financieros no está regulada, debido a la falta de marcos legales complementarios. Este vacío permite que los conglomerados financieros puedan estar, en conjunto, expuestos a un riesgo mayor, que sus componentes individuales, frente a determinadas contrapartes individuales o grupos empresariales.

Este estudio ofrece aportes significativos para la regulación y supervisión financiera. Su principal contribución radica en la construcción de una base de datos inédita, fruto de la integración y homologación de diversas fuentes regulatorias, lo cual permite a la CMF comprender con mayor profundidad la interconexión y las potenciales vulnerabilidades del sistema financiero chileno.

En particular, el análisis sistémico se centra en los riesgos derivados de las interacciones entre instituciones bancarias y de seguros. Al comparar los resultados de las metodologías aplicadas, se evidencian patrones comunes que facilitan la identificación de áreas críticas, proporcionando así insumos clave para el diseño de estrategias de regulación y supervisión más efectivas.

El resto de este documento se organiza de la siguiente manera: en la sección II se describe la construcción de la base de datos y los objetos creados para la implementación de los algoritmos propuestos. La sección III presenta el análisis de redes sobre la base de datos construida, en función de diferentes métricas de centralidad. La sección IV introduce el enfoque de balance, detallando sus resultados y sus posibles aplicaciones futuras. En la sección V se resumen los pasos siguientes, identificados a partir de este estudio. Finalmente, las conclusiones se exponen en la sección VI.

II. Construcción de la Base de Datos

Utilizamos datos proporcionados por la Comisión para el Mercado Financiero (CMF) de Chile bajo un acuerdo de investigación. Estos comprenden las carteras de inversión de bancos y compañías de seguros con una frecuencia trimestral, abarcando desde el primer trimestre de 2022 hasta el primer trimestre de 2024.

Dado que los datos provienen de diferentes fuentes, es necesario realizar un proceso de estandarización para asegurar la consistencia y comparabilidad. Además, se tratan de manera anónima, utilizando un número identificador que impide identificar los nombres propios o la composición de cada uno de los nodos.

Para efectos de este estudio, un agente puede ser una entidad individual (banco o compañía de seguros), o un conglomerado financiero compuesto

por las entidades⁵ bajo un controlador común. En la Sección III caracterizaremos a cada uno de los agentes como un “nodo” de la red financiera.

Se construye una matriz de exposición L_t , de dimensión $n \times n$, para cada trimestre t , como corte transversal. En estas matrices, las filas representan los activos y las columnas representan los pasivos de los n nodos. La matriz incluye las posiciones de los bancos basadas en los archivos regulatorios P40 y C11 del Manual de Sistemas de Información de Bancos, que abarca créditos directos, instrumentos de renta fija y renta variable. Para el sector de seguros, la información proviene de las instrucciones contenidas en la Circular 1.835.

El capital requerido por conglomerado se representa a través del vector RE_t , el cual se obtiene como la suma de los requerimientos patrimoniales totales de los sectores bancario y de seguros. La fuente de esta información es el archivo regulatorio R01 para los bancos y las notas de solvencia en los estados financieros de las compañías de seguros.

El capital disponible por conglomerado está representado por el vector AE_t , que se calcula como la suma de los fondos propios disponibles según las normas sectoriales respectivas⁶. En los bancos, esto incluye instrumentos AT1 y T2, mientras que en las compañías de seguros se deducen los activos no efectivos. La fuente de esta información es la misma que la del vector de capital requerido.

La tabla 1 da cuenta de algunas estadísticas descriptivas de los nodos. Al primer trimestre de 2024, los datos capturan 58 nodos con activos por aproximadamente MMCLP 17.074.232. En el Anexo A se presenta una

⁵ Como parte de los bancos, se consideran además las filiales corredoras de bolsa y agentes de valores.

⁶ Este cálculo no elimina la posibilidad de doble uso de capital aguas arriba, en la matriz del conglomerado, fenómeno abordado por las mejores prácticas internacionales (The Joint Forum on Financial Conglomerates, 2012)

visualización de la red, construida a partir de la matriz de exposiciones. En el Anexo B se detallan algunas características de los nodos.

Tabla 1. Estadísticas descriptivas de la suma de las posiciones por nodo en 2024 Q1. Cifras en millones de pesos. Elaboración propia.

Medida	Pasivos	Activos
Media	294.383	294.383
Desviación estándar	706.962	732.245
Mínimo	0	0
Percentil 25	1	5.382
Mediana	10	18.808
Percentil 75	32.551	213.679
Máximo	2.835.762	4.917.200
Suma	17.074.232	17.074.232
Cuenta	58	58

III. Caracterización de los nodos de la red

El análisis de centralidad⁷ de los nodos es una de las maneras para comprender la estructura y dinámica de las redes financieras. Construiremos medidas o métricas de centralidad, permitiendo identificar los nodos de mayor influencia en la red y, por ende, aquellos que podrían representar un riesgo sistémico significativo en caso de estrés o *default*. A continuación, presentamos las distintas medidas de centralidad utilizadas en nuestros análisis⁸.

A. Grado de Entrada y Salida (*In-Degree* y *Out-Degree*)

Grado de Entrada (*In-Degree*): Mide el número de conexiones entrantes que tiene un nodo; para efectos de este trabajo, cuántos otros

⁷La centralidad, en este contexto, es una medida cuantitativa que determina la importancia o influencia de un nodo dentro de la estructura de interconexiones del mercado. Esta medida no es un atributo interno de la institución (como su solvencia o su gestión de riesgos), sino un valor estructural que depende de su patrón de conexiones con las demás.

⁸ Los cálculos de esta sección han sido facilitados en gran medida por la librería *igraph*, disponible para R a través de CRAN.

los nodos están expuestos al nodo en cuestión. En términos financieros, representa la cantidad de entidades que le prestan al nodo analizado. Para el i -ésimo nodo, denotaremos el grado de entrada como $k_{in}(i)$.

Grado de Salida (*Out-Degree*): Mide el número de conexiones salientes desde un nodo; para efectos de este trabajo, cuántos otros nodos están endeudados con el nodo analizado. Representa la cantidad de entidades a las que el nodo ha otorgado créditos (activos). Para el i -ésimo nodo, denotaremos el grado de salida como $k_{out}(i)$.

La ilustración 1 muestra de manera gráfica el significado de cada término. Estas medidas de grado son fundamentales, ya que proporcionan una visión elemental, pero esencial de la conectividad de un nodo dentro de la red. Un nodo con grado de entrada alto indica una entidad a la que están expuestos muchos otros nodos; mientras que un alto grado de salida sugiere que ese nodo está expuesto a muchos otros. Sin embargo, la debilidad de estas métricas radica en que se enfocan en medir la cantidad de conexiones, sin considerar su magnitud representada en el monto total expuesto en la matriz L .

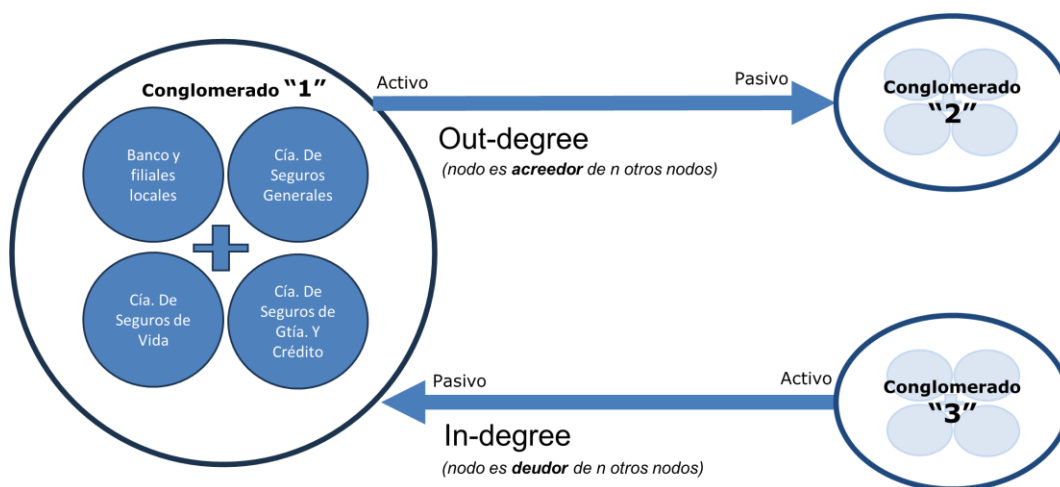


Ilustración 1. Composición de los nodos y sus grados de conexión.

B. Centralidad del Vector Propio (*Eigenvector*)

La centralidad del vector propio (en adelante, centralidad *eigenvector*) no solo considera el número de conexiones de un nodo, sino también el monto y la relevancia de los nodos a los que está vinculado. De esta forma, la matriz de exposiciones L , construida con los datos, puede interpretarse también como una matriz de adyacencia ponderada, donde cada entrada representa tanto la existencia como la intensidad de las conexiones entre nodos. Un nodo tendrá mayor centralidad *eigenvector* si está conectado a otros nodos con alta centralidad, lo que convierte este en un problema recursivo.

Esta medida se obtiene calculando el vector propio (*eigenvector*) x , correspondiente al mayor valor propio (*eigenvalue*) λ , del conjunto de soluciones del espacio propio sobre la matriz de adyacencia. Es decir, se resuelve el siguiente sistema para valores de x y λ :

$$Lx = \lambda x$$

Para efectos de este trabajo, el resultado del *eigenvector* se normaliza, donde 1 representa la máxima centralidad y 0 la menor.

En una red financiera, un conglomerado con alta centralidad *eigenvector* tiene influencia significativa, tanto directa como indirectamente, a través de sus conexiones.

Es importante notar que esta métrica, al igual que las dos siguientes tratadas en este documento, incorpora la direccionalidad de los vínculos. Para integrar ambas direcciones en una sola métrica, se decidió calcular las centralidades a partir de la matriz original (centralidad del pasivo) y de la matriz traspuesta (centralidad del activo). Ambas métricas se combinan mediante una semisuma, lo que entrega un índice único y conciso de centralidad de los nodos (centralidad promedio). De este modo, se otorga la misma relevancia a la "centralidad" desde el punto de vista tanto de las deudas como de las acreencias.

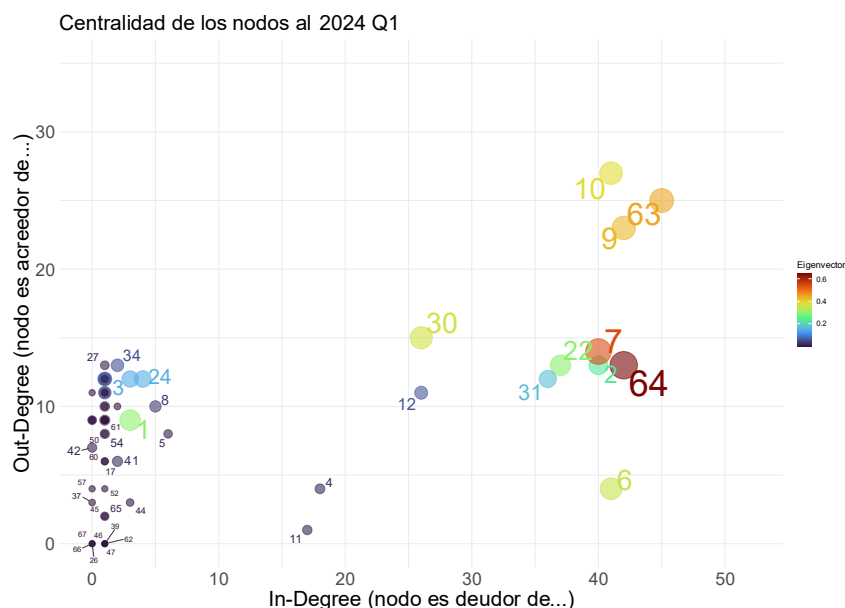


Gráfico 1. Centralidad *eigenvector* (promedio activos y pasivos), y grados de conexión asociados. Tanto el color como el tamaño de la burbuja indican el valor de la centralidad. Información al primer trimestre de 2024.

El gráfico 1 presenta una comparación entre los grados de entrada, de salida y el resultado del promedio de las centralidades *eigenvector* (activos y pasivos). De aquél, se puede desprender una relación positiva entre las métricas, y se refuerza la importancia que tienen las magnitudes de conexión en esta red: el nodo 64 no es necesariamente el más conectado en cuanto a grados, pero las magnitudes de sus conexiones la vuelven más importante que el resto si se mide vía *eigenvector*.

C. Centralidad *PageRank*

Utilizamos *PageRank* como una medida alternativa de centralidad de los nodos. Desarrollado originalmente para clasificar páginas web por relevancia, se puede entender de manera análoga a las redes financieras.

En principio, cada flujo puede interpretarse como un “voto” proveniente de un nodo hacia otro. La relevancia total de un nodo es función de la importancia relativa depositada por otros nodos. Tras aquello, cada nodo tiene un grado de importancia actualizada en función de los votos

recibidos. El algoritmo itera⁹ hasta llegar a un punto de convergencia, donde la variación de la importancia de cada nodo no varía significativamente.

La centralidad de *PageRank* para un nodo i se calcula de la siguiente manera (Langville & Meyer, 2006):

$$PR(i) = \frac{1-d}{n} + d \sum_{j \in S_i} PR(j) * \frac{w_{ji}}{\sum_{k \in S_j} w_{jk}},$$

donde:

- d es el factor de amortiguación¹⁰,
- n es el número total de nodos,
- w_{ji} es el peso del enlace dirigido desde el nodo j al nodo i ,
- S_i es el conjunto de nodos que tienen enlaces hacia el nodo i ,
- S_j es el conjunto de nodos hacia los cuales el nodo j tiene enlaces,
- $\sum_{k \in S_j} w_{jk}$ es la suma de los pesos de todos los enlaces salientes del nodo j .

El gráfico 2 muestra una comparativa similar a la del gráfico 1, pero utilizando las medidas de centralidad *PageRank*. En general, identifican los mismos nodos como aquellos importantes, pero con algunos matices en ciertos nodos. Un ejemplo de contraste sería el nodo 7.

⁹ La iteración es necesaria ya que, aunque los flujos sean determinísticos, la importancia de cada nodo se define recursivamente en función de la importancia de otros nodos. El método iterativo (método de potencias) es la forma estándar de resolver este sistema de punto fijo, convergiendo hacia el vector propio asociado al valor propio dominante de la matriz de transición.

¹⁰ Generalmente establecido en 0,85 (Page, Brin, Motwani, & Winograd, 1999); en nuestras mediciones se utiliza 1 para eliminar los saltos aleatorios.

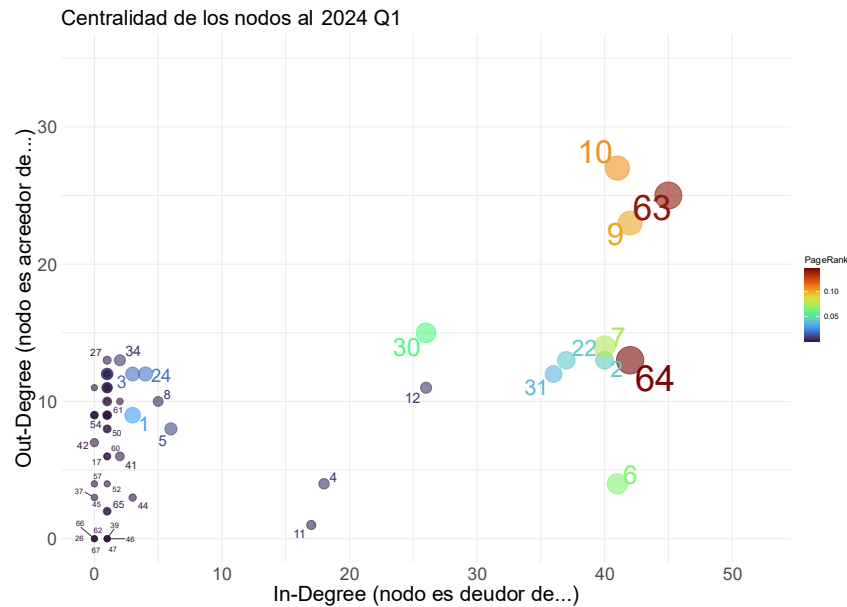


Gráfico 2. Centralidad PageRank (promedio activos y pasivos), y grados de conexión asociados. Tanto el color como el tamaño de la burbuja indican el valor de la centralidad. Información al primer trimestre de 2024.

D. DebtRank

DebtRank es una medida más específica para redes de entidades financieras (Bardoscia, Battiston, Caccioli, & Caldarelli, 2015). Calcula el impacto potencial que tendría el default de un nodo sobre toda la red, considerando la propagación del shock financiero. Incorpora información adicional a lo descrito en las métricas anteriores, específicamente, el patrimonio disponible de cada nodo¹¹.

El cálculo de la métrica se realiza en forma iterativa. Se comienza desde una matriz de apalancamientos inter-nodos $\Lambda(0)$, y el conjunto de nodos

¹¹ Los autores, originalmente centrados en el estudio de las redes financieras, utilizan vectores de capital T1. En este estudio, el patrimonio disponible es un análogo más cercano al patrimonio efectivo.

activos iniciales, $\mathbb{A}(0)$, que incluye a todas las instituciones de la red. Para la propagación en el instante t , la matriz de apalancamientos $\Lambda(t)$ se actualiza de la siguiente forma:

$$\Lambda_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{A_{ij}(0)}{E_i(0)} & \text{si } j \in \mathbb{A}(t-1), \\ 0 & \text{si } j \notin \mathbb{A}(t-1), \end{cases}$$

donde:

- $A_{ij}(0)$ es la acreencia del nodo i con el deudor j en el estado inicial,
- \mathbb{A} es el conjunto de todos los nodos activos, es decir, que no están en default,
- $E_i(0)$ es el patrimonio disponible del nodo en el estado inicial.

A partir de esta matriz, calculamos la pérdida relativa acumulada de patrimonio para el nodo i en el momento t , denominada $h_i(t)$ de la siguiente manera:

$$h_i(t+1) = \min \left[1, h_i(t) + \sum_{j=1}^N \Lambda_{ij}(t) [h_j(t) - h_j(t-1)] \right].$$

El proceso iterativo se continúa propagando hasta que no haya cambios significativos en las pérdidas $h_i(t)$ entre dos iteraciones consecutivas. Se calcula el impacto total como una proporción de la suma de los patrimonios disponibles del sistema¹².

El gráfico 3 replica la manera de representar los nodos de los otros dos gráficos anteriores. Se aprecia que, si bien la identificación de los nodos centrales son similares, el valor que entrega la este método es menos variable, con unos pocos nodos marcados con una alta centralidad, con un resto con valores cercanos a cero.

¹² Utilizamos la librería NetworkRiskMeasures de R (Cinelli, 2017).

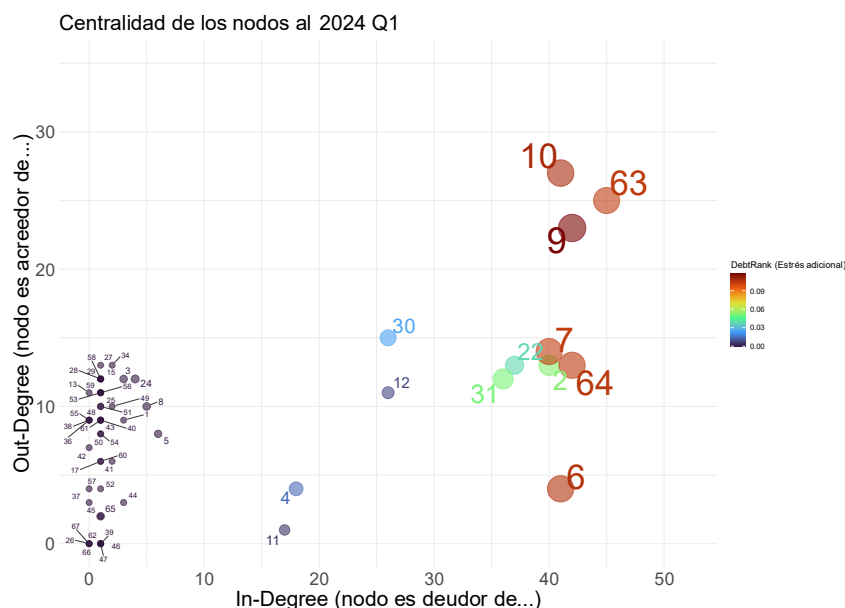


Gráfico 3. Estrés adicional generado por algoritmo DebtRank, y grados de conexión asociados. Tanto el color como el tamaño de la burbuja indican el valor de la centralidad. Información al primer trimestre de 2024.

E. Resultados de las métricas de centralidad

Hemos aplicado las diversas medidas de centralidad en cada período sobre los nodos que conforman la red. Los resultados destacan aquellos nodos que pertenecen al cuartil superior de la centralidad del vector propio promedio. Estos, en definitiva, serían los nodos más “centrales” de la red financiera estudiada. En las tablas 2 y 3, se incluyen dos temporalidades relevantes: el último corte de datos disponible (2024 Q1), y el promedio de los 9 trimestres que abarcan el histórico de este estudio.

Es útil distinguir entre tres tipos de métricas: las centradas en pasivos, las centradas en activos y las métricas “promedio” que combinan ambas perspectivas. Cada tipo de métrica enfatiza distintos nodos por sobre otros, con resultados diversos. Por ejemplo, un nodo considerado central en la medida del vector propio del pasivo no necesariamente será un nodo igualmente central si se mide con *PageRank* del pasivo o *DebtRank*.

Notemos que, al comparar los resultados del corte 2024 Q1 con el promedio, los subconjuntos del sistema financiero de mayor relevancia son mayormente similares entre ambas tablas, aunque difieren en el orden de magnitud de la centralidad y la posición relativa entre ellas.

Nodo	Eigenvector pasivos	Eigenvector activos	Eigenvector promedio	PageRank pasivos	PageRank activos	PageRank promedio	DebtRank	In Degree	Out Degree
64	0,29	1,00	0,64	0,12	0,17	0,15	0,10	42	13
7	1,00	0,08	0,54	0,13	0,03	0,08	0,10	40	14
63	0,41	0,48	0,45	0,19	0,10	0,14	0,10	45	25
9	0,54	0,31	0,42	0,09	0,11	0,10	0,12	42	23
10	0,76	0,01	0,39	0,10	0,11	0,11	0,11	41	27
30	0,12	0,62	0,37	0,04	0,08	0,06	0,03	26	15
6	0,69	0,01	0,35	0,13	0,00	0,07	0,11	41	4
1	0,00	0,60	0,30	0,00	0,06	0,03	0,00	3	9
22	0,17	0,43	0,30	0,03	0,06	0,04	0,04	37	13
2	0,28	0,19	0,24	0,06	0,03	0,05	0,05	40	13
31	0,13	0,22	0,18	0,04	0,03	0,04	0,05	36	12
24	0,03	0,28	0,16	0,01	0,03	0,02	0,00	4	12
3	0,02	0,28	0,15	0,00	0,04	0,02	0,00	3	12
28	0,00	0,18	0,09	0,00	0,02	0,01	0,00	1	12

Tabla 2. Resultados del cuartil más central de la red, a 2024-Q1. Resultados ordenados por centralidad eigenvector promedio. Elaboración propia.

Nodo	Eigenvector pasivos	Eigenvector activos	Eigenvector promedio	PageRank pasivos	PageRank activos	PageRank promedio	DebtRank	In Degree	Out Degree
64	0,35	1,00	0,68	0,09	0,15	0,12	0,12	46	13
9	0,60	0,55	0,57	0,10	0,12	0,11	0,14	46	21
7	1,00	0,13	0,56	0,13	0,04	0,08	0,11	43	15
63	0,43	0,53	0,48	0,11	0,10	0,11	0,11	46	25
30	0,15	0,69	0,42	0,05	0,08	0,07	0,03	29	14
6	0,71	0,03	0,37	0,11	0,01	0,06	0,12	41	8
10	0,71	0,03	0,37	0,10	0,10	0,10	0,12	43	30
22	0,22	0,47	0,35	0,04	0,07	0,05	0,05	41	15
1	0,00	0,61	0,31	0,00	0,06	0,03	0,00	3	9
2	0,25	0,19	0,22	0,09	0,03	0,06	0,06	42	14
31	0,21	0,17	0,19	0,06	0,02	0,04	0,06	35	12
12	0,30	0,08	0,19	0,07	0,01	0,04	0,03	29	11
24	0,03	0,31	0,17	0,01	0,03	0,02	0,00	5	12

Tabla 3. Resultados del cuartil más central de la red, promedios de las observaciones trimestrales entre 2022-Q1 a 2024-Q1. Resultados ordenados por centralidad eigenvector promedio. Elaboración propia.

Finalmente, interesa analizar la consistencia de los nodos centrales detectados para las métricas propuestas. Para esto, calculamos la correlación lineal simple entre éstas. La matriz de correlación entre las métricas se presenta en la tabla 4. Todas las medidas presentan correlaciones positivas de distinta intensidad, lo que sugiere un grado de similitud en la identificación de nodos como centrales. En particular, el

Out Degree tiene las correlaciones más bajas con las demás métricas, lo que indica la importancia de los montos asociados a los vínculos más allá de la cantidad de conexiones. De manera similar, las centralidades del activo (*eigenvector* y *PageRank*) también tienden a mostrar correlaciones más débiles respecto de las otras métricas, especialmente en comparación con las centradas en pasivos, que presentan mayor coherencia entre sí (*eigenvector*, *PageRank* y *DebtRank*). Las correlaciones más fuertes se encuentran entre las métricas de centralidades promedio, lo que sugiere una mayor estabilidad al combinar perspectivas de activos y pasivos.

	Eigenvector pasivos	Eigenvector activos	Eigenvector promedio	PageRank pasivos	PageRank activos	PageRank promedio	DebtRank	In Degree	Out Degree
Eigenvector pasivos	1,00								
Eigenvector activos	0,34	1,00							
Eigenvector promedio	0,83	0,81	1,00						
PageRank pasivos	0,92	0,47	0,86	1,00					
PageRank activos	0,59	0,88	0,89	0,67	1,00				
PageRank promedio	0,84	0,73	0,96	0,92	0,90	1,00			
DebtRank	0,91	0,54	0,89	0,93	0,77	0,93	1,00		
In Degree	0,84	0,59	0,88	0,91	0,75	0,91	0,93	1,00	
Out Degree	0,54	0,44	0,60	0,57	0,65	0,66	0,59	0,59	1,00

Tabla 4. Matriz de correlación entre métricas de centralidad.

IV. Algoritmo de contagio

A. Descripción y alcance

Si bien un análisis inicial de las exposiciones agregadas y la solvencia de los nodos proporciona una visión general de la vulnerabilidad de la red, proponemos profundizar en el análisis con el desarrollo de un algoritmo de contagio financiero. Este algoritmo simula la propagación de un shock a través de la red, considerando las interconexiones y los efectos cascada (de segunda vuelta y superiores) que pueden surgir.

Es importante distinguir este algoritmo de contagio de la métrica *DebtRank* presentada en la sección anterior. Aunque ambos enfoques son iterativos y parten de datos similares, difieren fundamentalmente en su objetivo y output. *DebtRank* calcula un índice de estrés relativo (entre 0 y 1) para cada nodo, trabajando con una matriz de pesos relativos

(exposiciones normalizadas por capital disponible). Este índice mide la importancia sistémica de cada nodo en términos del estrés adicional que puede generar en el sistema. En contraste, nuestro algoritmo de contagio simula pérdidas monetarias absolutas (en MMCLP) y estados binarios de default (un nodo está en incumplimiento o no lo está), trabajando con la matriz de exposiciones y vectores de capital separados. Esto permite cuantificar el daño concreto, tanto en términos de pérdidas totales, como de número de nodos que caen, que causaría el incumplimiento de un nodo específico. Adicionalmente, la versión ampliada del algoritmo incorpora mecanismos que el DebtRank no considera: recuperaciones de crédito (Paso 3) que reducen las pérdidas netas, y efectos indirectos de mercado (Paso 4) que amplifican las pérdidas a través de ventas forzadas y depreciación de activos.

Nuestro algoritmo de contagio financiero se basa en la simulación de los impactos potenciales sobre la solvencia de cada nodo, en el caso de incumplimiento de uno o varios de los nodos de la red, los que se propagan en función de umbrales a través de la red financiera y su estructura de acreencias.

A diferencia de la construcción de las métricas de centralidad de red propuestas en la sección anterior, que tienen una naturaleza más bien estática, el algoritmo nos permite simular el incumplimiento de un nodo¹³, y su correspondiente dinámica de propagación. La ventaja de este enfoque radica en la posibilidad de efectos indirectos, de segunda vuelta y posteriores, los cuales son claramente identificables. Estos efectos se pueden visualizar en la Ilustración 3.

¹³ Con todo, el algoritmo desarrollado admite casos donde más de un nodo cae en incumplimiento simultáneamente.

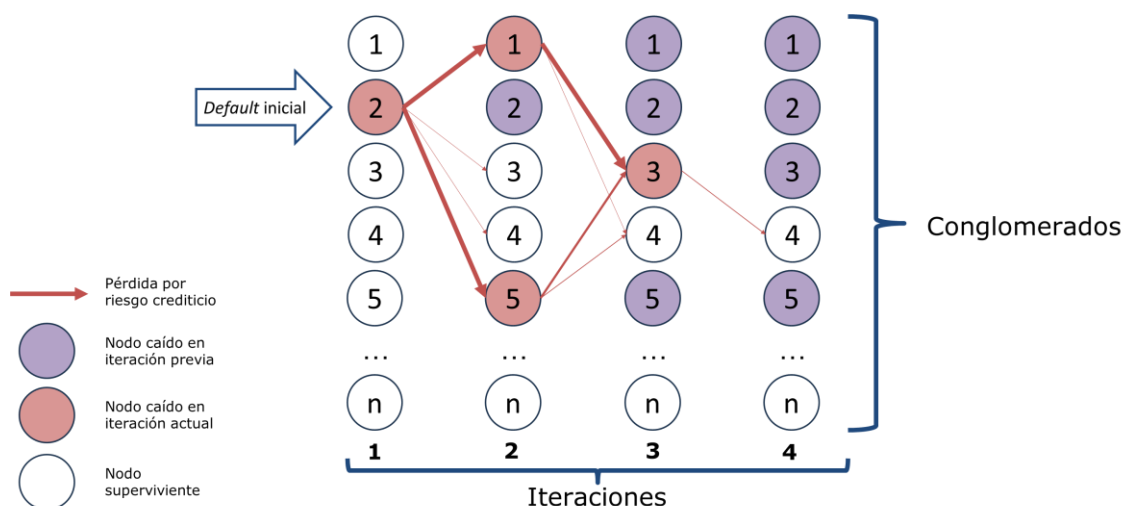


Ilustración 2. Ilustración del algoritmo de contagio.

Para la definición y clasificación del estado de solvencia utilizada en nuestro algoritmo, notemos que los requerimientos de capital no necesariamente reflejan un default que implique liquidación forzada en el contexto regulatorio de bancos y aseguradoras. Por esto, hemos adoptado un enfoque más “ácido” en nuestro algoritmo de contagio. En lugar de centrarnos en un umbral de incumplimiento rígido, utilizamos conceptos como “incumplimiento normativo” y “pérdida potencial”. Esta aproximación de todas formas nos permite capturar dinámica de contagio en la red financiera y evaluar la relevancia de distintas exposiciones.

B. Fases del algoritmo

El algoritmo de contagio se desarrolla en varias fases, detalladas en la Ilustración 4.

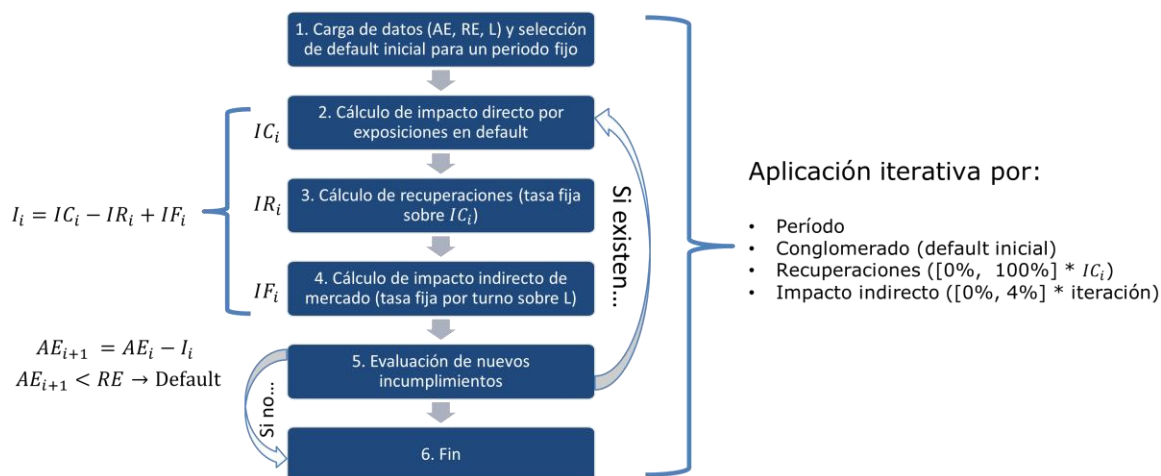


Ilustración 3. Descripción por pasos del algoritmo de contagio. IC_i : Impacto por efecto de crédito, IR_i : Impacto por recuperaciones, IF_i : Impacto por efecto indirecto de mercado, I_i : Impacto total (suma de las tres anteriores), AE_t : Patrimonio disponible en período t, RE_t : Patrimonio requerido en período t.

Paso 1: Datos de entrada y configuración.

Se cargan los datos de la matriz de exposiciones (L), el capital disponible (AE) y el capital requerido (RE) para un período específico. En esta misma fase, se selecciona el conglomerado que inicialmente entra en default (DEF_INIT).

Paso 2: Impacto de crédito.

Impacto Crediticio (IC): Se calcula el impacto directo que las exposiciones en default tienen sobre los acreedores. Este impacto se calcula sumando las exposiciones de los deudores que han caído en default.

Paso 3: Impacto por recuperaciones.

En el Paso 3, incluimos un efecto positivo derivado de las recuperaciones de crédito, que mitiga el impacto inicial de las pérdidas. Esto implica que una parte de los créditos otorgados a un nodo en incumplimiento puede ser recuperada, reduciendo así las pérdidas netas para los acreedores.

Si se activa el mecanismo de recuperación, se calcula un impacto de recuperación (IR) basado en una proporción (REC_V) del impacto crediticio (IC). Desde el punto de vista de los acreedores, representa una proporción que se puede recuperar de los activos en default.

Para efectos de este documento, solamente presentaremos resultados en función de un factor fijo de recuperación (en grilla de valores) e igual para todos los nodos. Si bien es cierto que este supuesto parece no ser realista debido a que cada nodo tendría distintas estrategias para garantizar sus créditos, el análisis se puede fijar en los efectos producidos por el contagio. De todas formas, el algoritmo desarrollado también admite la inclusión de factores de recuperación diferentes por cada nodo¹⁴.

Paso 4: Impacto por efecto indirecto de mercado.

En el Paso 4, introducimos el mecanismo de impacto indirecto de mercado para modelar condiciones adversas, como ventas forzosas o mayores costos de financiamiento. Este efecto amplifica las pérdidas iniciales al obligar a las entidades a liquidar activos a precios desfavorables o a financiar liquidez a un mayor costo. Al activarse este mecanismo, se calcula un factor de impacto IF que se aplica iterativamente a toda la matriz de exposición, afectando a todas las entidades en función de sus vínculos con otros nodos del sistema.

Si el factor por efecto de indirecto FFS es igual a α por iteración, en cualquier paso t , el impacto se representará por:

¹⁴ Esta característica será explotada en trabajos posteriores.

$$IF_{n,t} = \left(\sum_{i=1}^N L_{t(n,i)} \right) \times \alpha$$

En otras palabras, se tratará de una proporción de la suma de la fila correspondiente al nodo n .

Para efectos de este documento, solamente presentaremos resultados en función de un factor fijo (en grilla de valores, desde 1 a 5 %).

Como un ejemplo práctico: supongamos que el Nodo A entra en default. El Nodo B tiene un capital de 800 MMCLP y una exposición de 200 MMCLP con A, mientras que el Nodo C tiene un capital de 600 MMCLP y exposiciones totales de 300 MMCLP con otros nodos (pero ninguna con A). En el Paso 2 (impacto de crédito), solo B sufre una pérdida de 200 MMCLP, reduciendo su capital a 600 MMCLP. El Nodo C no se ve afectado directamente. Asumiremos que no existen recuperaciones (Paso 3)

Sin embargo, en el Paso 4 (efecto indirecto de mercado), si el factor de mercado es del 3%, ambos nodos sufren pérdidas adicionales:

- Nodo B: Pérdida adicional = 3% × 400 MMCLP (sus exposiciones totales) = 12 MMCLP. Capital final: 588 MMCLP.
- Nodo C: Pérdida adicional = 3% × 300 MMCLP = 9 MMCLP. Capital final: 591 MMCLP.

El algoritmo desarrollado también permite darle una dinámica a ese factor de mercado¹⁵. Dicho factor se obtiene mediante la expresión

$$FFS = FS_B \times e^{\left(FS_P \times \frac{\sum IC_t}{\sum L_t} - FS_D \times (I - 1) \right)},$$

donde FFS es el factor de impacto indirecto de mercado, FS_B es el factor de base, FS_P es un efecto positivo en función de las pérdidas crediticias de la iteración corriente sobre el total de las exposiciones del sistema

¹⁵ Igual que nota anterior.

$(\frac{\Sigma IC_t}{\Sigma L_t})$, FS_D es un factor de decaimiento de las pérdidas en función de la cantidad de iteraciones (I) de la simulación en curso.

Paso 5: Cálculo de nuevo estado y evaluación de nuevos incumplimientos.

Se considera el impacto total sobre un nodo i como $I_i = IC_i - IR_i + IF_i$. La actualización del patrimonio disponible se calcula como $AE_{i+1} = AE_i - I_i$.

Se evalúa si el capital disponible (AE) de algún conglomerado es menor que el capital requerido (RE) después de aplicar los impactos. Si $AE_{i+1} < RE$, el conglomerado entra en default.

Paso 6: Condiciones de salida.

El proceso iterativo continúa hasta que no se detecten nuevos defaults. Se almacenan los estados de cada iteración para análisis posterior.

Variantes del algoritmo de contagio.

Distinguimos entre dos variantes del algoritmo de contagio.

Llamaremos como algoritmo “*base*” a la aplicación de los impactos directos por exposiciones en incumplimiento (es decir, solamente el paso 2; sin considerar los pasos 3 y 4). Este es el enfoque con el que se compararán resultados con aquellas métricas de centralidad descritas previamente.

Llamaremos como algoritmo “*ampliado*” al algoritmo con la aplicación de las recuperaciones y los impactos indirectos de mercado (pasos 2, 3 y 4). Para los resultados de este enfoque se presentará un análisis de sensibilidad de las pérdidas totales en función de los parámetros señalados.

C. Resultados del algoritmo base

Los siguientes gráficos (4 y 5) muestran las situaciones promedio (por cada nodo inicial) de los 9 trimestres considerados en el trabajo, así como la situación del último trimestre disponible (2024-Q1). Se observa que el conjunto de entidades en el cuartil superior de pérdidas potenciales es similar. Un resumen numérico de los resultados de este algoritmo por cada nodo inicial se puede encontrar en el Anexo C. Otros detalles en gráficos se pueden encontrar en el Anexo D.

Al comparar el orden de los nodos por pérdidas potenciales, se observa un cambio en los primeros puestos (nodos 10, 9 y 7), así como las posiciones 10° y 11° (nodos 12, 30). Estas diferencias pueden ser explicadas por el crecimiento de los tamaños de balances de los actores de la red, así como la mayor o menor exposición a ciertos nodos que generen efectos cascada subsecuentes (efectos de segunda vuelta materializados).

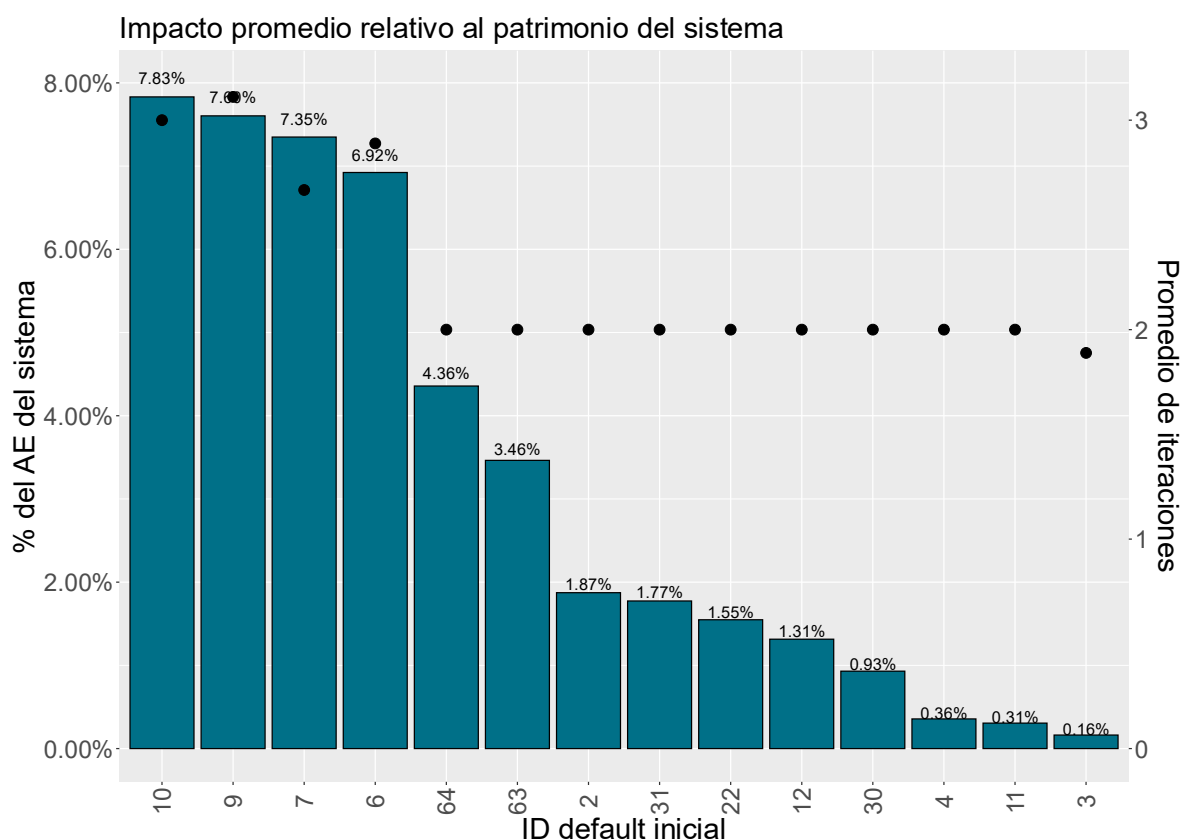


Gráfico 4. Pérdidas estimadas como porcentaje del patrimonio disponible del sistema, con el algoritmo de contagio base. Promedio de los 9 trimestres del estudio desde 2022-Q1 hasta 2024-Q1. Eje izquierdo en porcentaje del patrimonio disponible, eje derecho como promedio de iteraciones del algoritmo.

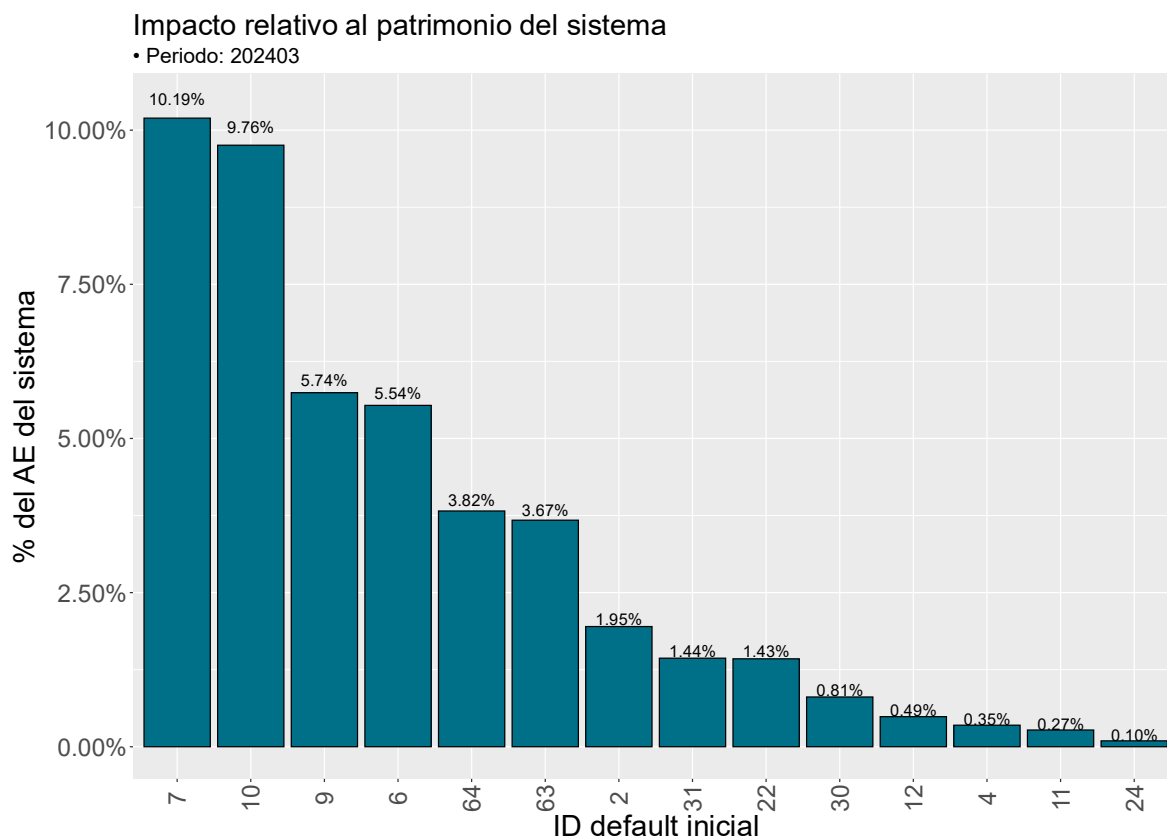


Gráfico 5. Pérdidas estimadas como porcentaje del patrimonio disponible del sistema, con el algoritmo de contagio base. Resultado a 2024-Q1. Eje izquierdo en porcentaje del patrimonio disponible, eje derecho como promedio de iteraciones del algoritmo.

En efecto, la Tabla 5 detalla la dinámica interna de las tres mayores barras del Gráfico 5. En estos casos, la cascada concluye en dos a tres iteraciones. Un patrón común es la aparición de un conjunto de nodos repetidos en las primeras olas (en particular en la iteración 1), lo que obedece, en parte, a instituciones con menor holgura patrimonial y alta exposición a los iniciadores centrales. Así pues, las caídas configuran subconjuntos de nodos similares y recurrentes.

Período	Default inicial	Iteración	Nuevos defaults (nodos)	Nuevos defaults	Pérdida (MMCLP)	Pérdida (% Patrimonio Disponible Sistema)	Pérdida Acumulada (MMCLP)	Pérdida acumulada (% Patrimonio Disponible Sistema)
2024-Q1	7	0	7	1	2.835.762	5,8	2.835.762	5,8
		1	64, 44, 62, 54, 55	5	1.822.125	3,7	4.657.888	9,5
		2	30, 24, 3, 1, 43, 28, 56, 29	8	338.772	0,7	4.996.659	10,2
		3	25	1	14	0,0	4.996.673	10,2
	10	0	10	1	2.561.219	5,2	2.561.219	5,2
		1	64, 24, 62, 54, 55	5	1.865.012	3,8	4.426.232	9,0
		2	30, 3, 44, 1, 43, 25, 28, 56, 52, 29	10	355.278	0,7	4.781.509	9,8
		3	15	1	-	-	4.781.509	9,8
	9	0	9	1	2.385.618	4,9	2.385.618	4,9
		1	30, 24, 43, 28, 56, 62, 54, 55	8	417.034	0,9	2.802.651	5,7
		2	3, 29	2	11.475	0,0	2.814.126	5,7

Tabla 5. Detalle de las iteraciones de los tres nodos más importantes según el algoritmo base.

Además, extendemos el análisis de correlaciones propuesto anteriormente para las métricas de centralidad, incluyendo el impacto crediticio calculado con el algoritmo base, cuyos resultados se presentan en la Tabla 6.

	Eigenvector pasivos	Eigenvector activos	Eigenvector promedio	PageRank pasivos	PageRank activos	PageRank promedio	DebtRank	In Degree	Out Degree	Impacto de crédito (básico)
Eigenvector pasivos	1,00									
Eigenvector activos	0,34	1,00								
Eigenvector promedio	0,83	0,81	1,00							
PageRank pasivos	0,92	0,47	0,86	1,00						
PageRank activos	0,59	0,88	0,89	0,67	1,00					
PageRank promedio	0,84	0,73	0,96	0,92	0,90	1,00				
DebtRank	0,91	0,54	0,89	0,93	0,77	0,93	1,00			
In Degree	0,84	0,59	0,88	0,91	0,75	0,91	0,93	1,00		
Out Degree	0,54	0,44	0,60	0,57	0,65	0,66	0,59	0,59	1,00	
Impacto de crédito (básico)	0,93	0,37	0,80	0,85	0,65	0,83	0,92	0,80	0,55	1,00

Tabla 6. Ampliación de la Tabla 3. Matriz de correlación entre métricas de centralidad e impacto de crédito del algoritmo base.

De acá, destacamos que las mayores correlaciones del impacto crediticio se presentan con las medidas de centralidad *Eigenvector* del pasivo y *DebtRank*.

D. Resultados del algoritmo ampliado

Mediante los trabajos de caracterización de los nodos de la red mediante métricas de centralidad, y los resultados del algoritmo base, con cierto nivel de confianza podemos identificar un subconjunto de la red que es de mayor importancia, evaluados según sus influencias derivadas de las conexiones financieras y el eventual impacto que tendría una situación de estrés o incumplimiento de los nodos sobre el sistema.

En esta sección, se evaluarán escenarios adicionales que pueden mitigar o amplificar el efecto sistémico de estos nodos ya identificados, mediante el uso de extensiones al modelo de algoritmo de contagio. Esencialmente, nos preguntamos qué tan sensibles a estos factores adicionales pueden ser las pérdidas del sistema.

Además del efecto directo de las exposiciones entre nodos (Paso 1 del algoritmo base descrito en IV.B, consideramos dos mecanismos adicionales para capturar una dinámica de contagio más realista, los pasos 3 y 4 descritos en las fases del algoritmo. Debido a la incorporación de estos pasos, a esta versión de las simulaciones la llamamos “algoritmo ampliado”.

Los resultados de estas simulaciones se presentan en la Gráfico 6 y 7. Debido a la inclusión de dos variables adicionales que afectan al monto de las pérdidas estimadas por el algoritmo, hemos optado por mapas de calor para efectos de visualización de los resultados. Además del instrumento gráfico, incluimos un estudio de sensibilidades de los parámetros sobre las pérdidas de cada nodo, los cuales se estudian a través de una regresión lineal simple, los cuales se muestran en la Tabla 7.

Al igual que en vistas anteriores, se muestran los resultados del cuartil superior (en este caso, ordenados por pérdidas estimadas en el algoritmo

base), tanto en los mapas de calor, como para efectos de la muestra que se estima en las regresiones¹⁶.

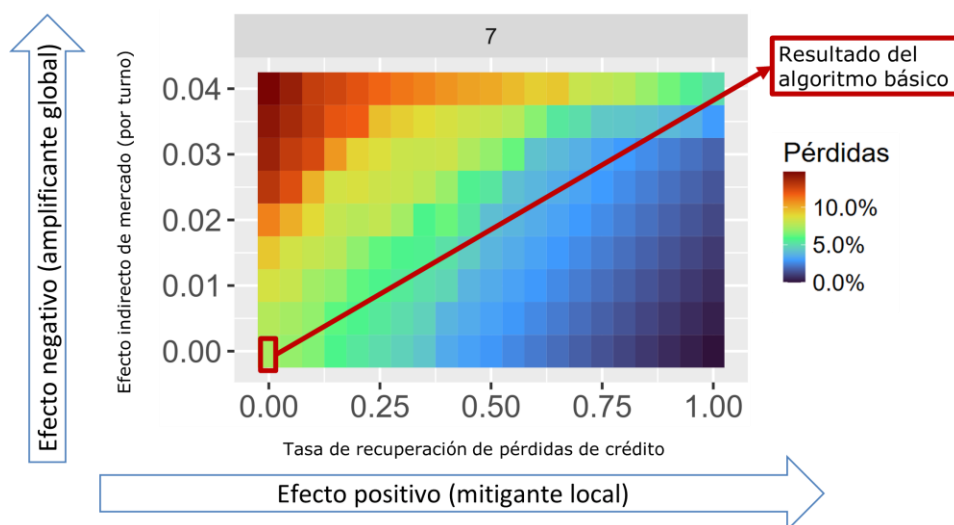


Gráfico 6. Ejemplo de mapa de calor de las pérdidas estimadas sobre el patrimonio disponible del sistema, por algoritmo de contagio y grilla de parámetros. El título del mapa indica el nodo en default inicial (en este caso, 7).

Los mapas de calor permiten una inspección visual de los distintos escenarios planteados en el algoritmo ampliado. Del Gráfico 7, se pueden distinguir por lo menos dos patrones de colores/pérdidas. El primero, donde las pérdidas acrecientan de manera gradual entre los parámetros, dando una figura de colores “en diagonal”. Un ejemplo de este patrón es el nodo 9 (detalle en Gráfico 6). El segundo, donde los colores tienen un cambio de color “en horizontal”, por lo que se distingue un umbral en el efecto indirecto de mercado que hace que las pérdidas aumenten de manera considerable. Este es el caso, por ejemplo, de los nodos 3 y 4. Existen además casos intermedios entre estos dos patrones.

¹⁶ Se ha optado por recortar los datos que van como entrada de las regresiones, ya que, al incorporar nodos con pérdidas originalmente menores, los parámetros de las estimaciones pierden significancia estadística. Esto puede deberse a saltos explosivos en las pérdidas por el diseño del algoritmo. En otras palabras, nos quedamos con el cuartil más central del sistema.

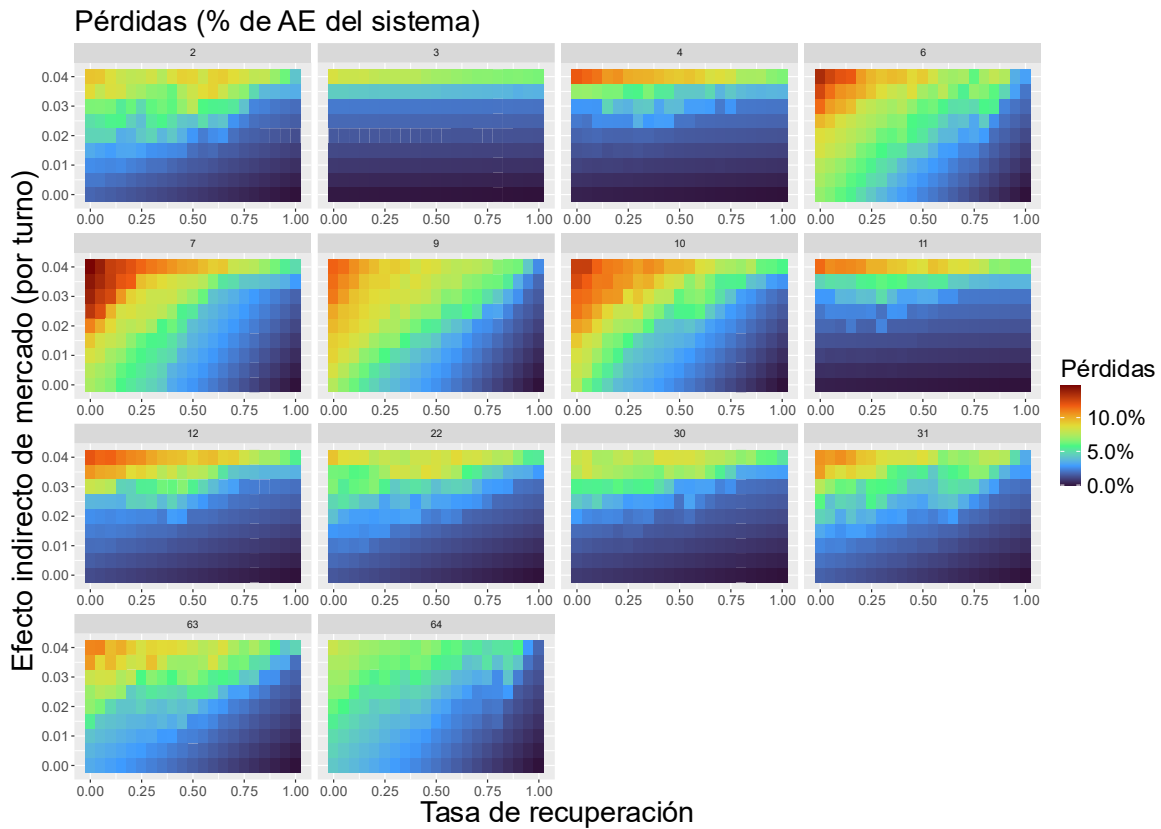


Gráfico 7. Mapas de calor de las pérdidas por algoritmo de contagio, según default inicial y parámetros en ejes. AE = Patrimonio disponible.

Los gráficos 8 y 9 dan cuenta de la relación entre las pérdidas resultantes del algoritmo ampliado y las cantidades de nodos afectados e iteraciones. Si bien la relación se da por construcción del algoritmo, se aprecia que, en los casos más extremos, se pueden afectar más 20 nodos, en más de

10 iteraciones. Esto se contrasta con el algoritmo base, en el que pueden caer cerca alrededor de 5 nodos, en entre 2 y 3 iteraciones.

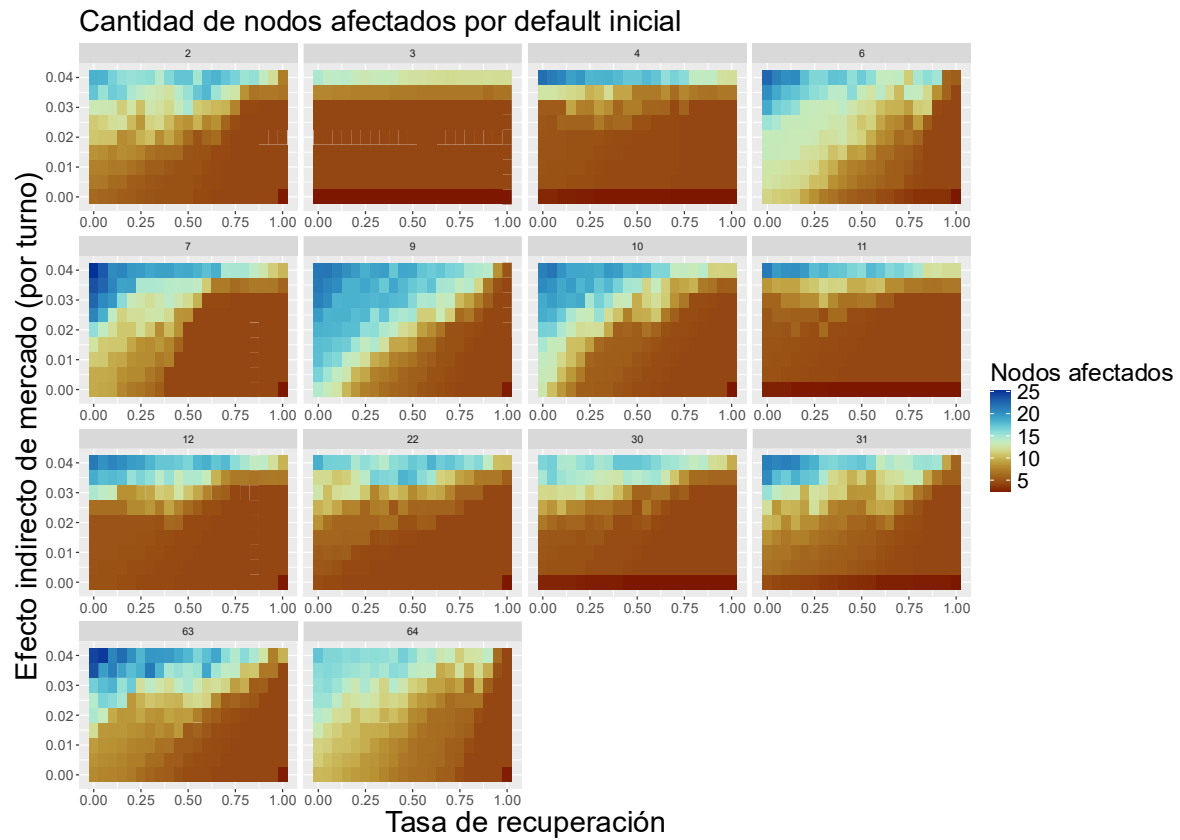


Gráfico 8. Mapas de calor de la cantidad de nodos afectados por el algoritmo de contagio, según default inicial y parámetros en ejes.

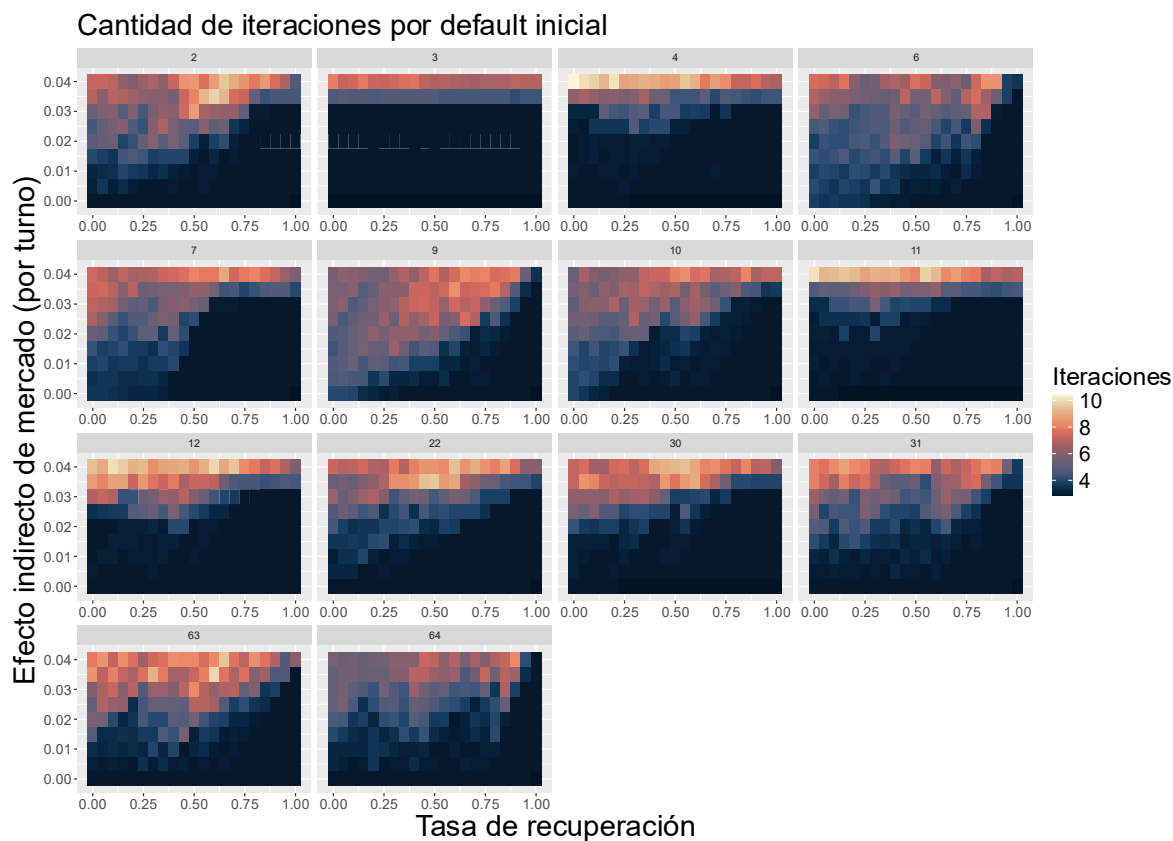


Gráfico 9. Mapas de calor de la cantidad de iteraciones por el algoritmo de contagio, según default inicial y parámetros en ejes.

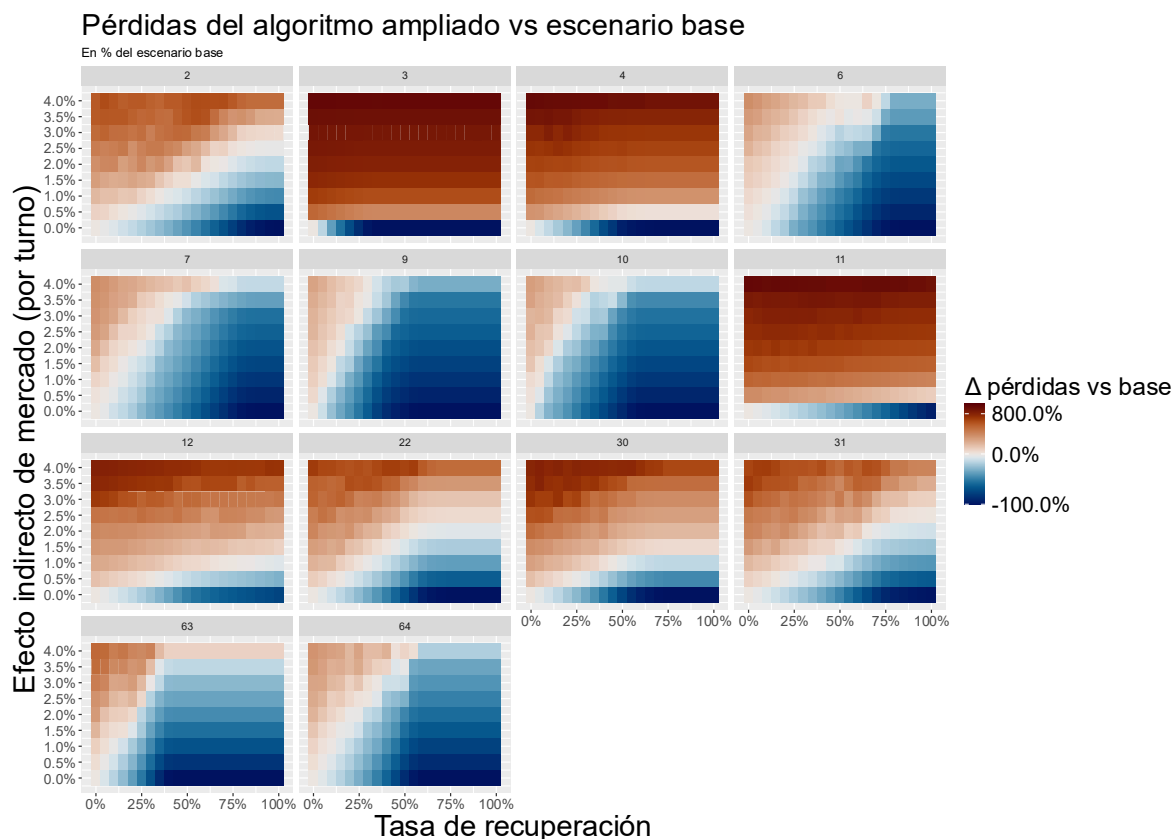


Gráfico 10. Mapas de calor de la cantidad de iteraciones por el algoritmo de contagio, según default inicial y parámetros en ejes.

El gráfico 10 muestra las pérdidas del algoritmo ampliado como porcentaje de cambio respecto al escenario del algoritmo base. En él se aprecia que las pérdidas sobre el sistema resultante de cada nodo siguen tres regiones distinguibles, dadas las combinaciones particulares de parámetros: una zona azul donde se amortiguan las pérdidas, una zona más blanca donde las pérdidas son porcentualmente similares, y una zona roja, donde se amplifican las pérdidas.

Para evaluar la sensibilidad con un enfoque más estadístico que meramente óptico, adicionalmente hemos estimado mediante regresiones lineales ordinarias los efectos de los parámetros sobre las pérdidas potenciales. Los estimadores presentados son interacciones de variables

continuas (factores de recuperación o indirecto de mercado) con indicadores dicotómicos para representar al nodo de default inicial. Los modelos varían en los conjuntos de otras covariables utilizadas. De los resultados presentados, los criterios de información se inclinan por el modelo 5¹⁷.

Una forma general de representar los modelos descritos es:

$$\log\left(\frac{\text{Pérdidas totales}}{\text{Pérdidas esc. base}}\right) = \alpha + \beta_1 D^M + \beta_2 D^R + \gamma \Omega + \varepsilon$$

Donde $\beta_1 D$ es una representación matricial de los estimadores por efecto indirecto de mercado M por cada default inicial, $\beta_2 D$ es una representación matricial de los efectos de recuperaciones R por cada default inicial, y $\gamma \Omega$ es una representación matricial de otras covariables de control.

Las hipótesis nulas de las pruebas en la tabla 6 siguen el patrón $H_0: \beta_1 D = 0$ ó $H_0: \beta_2 D = 0$. Esto quiere decir que las pérdidas totales del sistema son insensibles a la interacción del default de un nodo inicial con el efecto indicado (mercado o recuperación).

Respecto a las sensibilidades por el efecto indirecto de mercado, los cuatro primeros nodos (6, 7, 9 y 10) que más pérdidas potenciales generarían en caso de default en el algoritmo base, son también aquellos menos sensibles al parámetro en comento. Es decir, sus pérdidas potenciales son modificadas en menor medida por este parámetro, en comparación a otros nodos, a partir de su escenario base. Por el contrario, los nodos más sensibles son aquellos que presentan patrón “en

¹⁷ Se puede advertir que los parámetros estimados entre los modelos 4 y 5 son prácticamente iguales. Esto no es un error; las diferencias son del orden de decimales muy pequeños. Al mismo tiempo, la inclusión de los efectos fijos por default inicial parecer ser poco efectivo o eficiente, a pesar de la mejora en los criterios de información. Esto podría deberse a que dichos efectos están capturados en gran medida por las variables de interacción con los factores adicionales.

horizontal" (3, 4, 11 y 30) en sus mapas de calor, afectando a sus pérdidas potenciales en una mayor medida.

En cuanto a las sensibilidades por efectos de recuperación, los nodos 2, 6, 7 y 31 son los más sensibles al parámetro de recuperación, reduciendo en mayor medida (respecto a otros nodos) las pérdidas potenciales. Los nodos 3, 11, 12 y 30 presentan las menores sensibilidades, con el efecto opuesto.

Modelo: f(Variables) = Pérdidas totales		Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
Variable	Default inicial	Estimado	p-valor	Estimado	p-valor	Estimado	p-valor	Estimado	p-valor	Estimado	p-valor
Efecto de mercado indir.	3	131,094	-	128,351	-	119,739	-	124,358	0,00	124,358	0,00
	4	114,761	-	114,394	-	105,782	-	112,279	-	112,279	-
	11	103,776	-	103,248	-	94,636	-	87,928	0,00	87,928	0,00
	30	92,915	-	85,015	0,00	76,403	0,00	72,757	0,00	72,757	0,00
	63	71,496	0,00	62,459	0,00	53,847	0,00	68,720	0,00	68,720	0,00
	22	82,647	0,00	76,085	0,00	67,474	0,00	68,158	0,00	68,158	0,00
	31	77,366	0,00	73,783	0,00	65,172	0,00	63,393	0,00	63,393	0,00
	12	77,797	0,00	74,227	0,00	65,615	0,00	63,028	0,00	63,028	0,00
	2	76,009	0,00	71,858	0,00	63,246	0,00	59,520	0,00	59,520	0,00
	64	62,683	0,00	49,983	0,00	41,371	0,00	37,215	0,00	37,215	0,00
	6	57,478	0,00	50,491	0,00	41,879	0,00	36,814	0,00	36,814	0,00
	9	50,147	0,00	39,379	0,00	30,767	0,00	34,232	0,00	34,232	0,00
	7	59,242	0,00	48,652	0,00	40,040	0,00	29,639	0,00	29,639	0,00
	10	32,071	0,00	25,104	0,00	16,492	0,00	14,697	0,02	14,697	0,02
	Factor de recuperación	6	-2,726	0,00	-1,306	0,00	-1,696	0,00	-1,927	0,00	-1,927
7		-2,846	0,00	-0,692	0,02	-1,084	0,00	-1,557	0,00	-1,557	0,00
31		-1,593	0,00	-0,864	0,00	-1,256	0,00	-1,337	0,00	-1,337	0,00
2		-1,505	0,00	-0,661	0,00	-1,052	0,00	-1,222	0,00	-1,222	0,00
9		-3,175	0,00	-0,985	0,00	-1,376	0,00	-1,219	0,00	-1,219	0,00
4		-1,051	0,00	-0,976	0,00	-1,368	0,00	-1,073	0,00	-1,073	0,00
64		-3,050	0,00	-0,467	0,16	-0,859	0,01	-1,048	0,02	-1,048	0,02
63		-3,149	0,00	-1,311	0,00	-1,702	0,00	-1,026	0,00	-1,026	0,00
22		-1,976	0,00	-0,641	0,00	-1,032	0,00	-1,001	0,00	-1,001	0,00
10		-1,863	0,00	-0,446	0,03	-0,838	0,00	-0,919	0,00	-0,919	0,00
11		-0,049	0,60	0,056	0,55	-0,334	0,00	-0,638	0,00	-0,638	0,00
30		-1,668	0,00	-0,061	0,78	-0,452	0,04	-0,618	0,04	-0,618	0,04
12		-0,579	0,00	0,147	0,26	-0,244	0,07	-0,362	0,04	-0,362	0,04
3		-0,618	0,00	-0,069	0,61	-0,451	0,00	-0,241	0,12	-0,241	0,12
Otras covariadas											
Sólo constante		Constante, más interacciones: Ef. mercado. * Eigenvector prom; Fact. Recup * Eigenvector prom.		Como modelo 2, más eigenvector prom. (sin interactuar)		Como modelo 3, más efectos fijos por default inicial.		Como modelo 3, más efectos fijos por default inicial y por período.			
AIC		88.144		AIC		88.048		AIC		87.934	
BIC		88.386		BIC		88.307		BIC		88.201	
R ² ajustado		0,4964		R ² ajustado		0,4985		R ² ajustado		0,5009	
								R ² 2 ajustado		0,5039	
								R ² 2 ajustado		0,5158	

V. Conclusiones

El análisis confirma una alta consistencia en la identificación de nodos sistémicamente importantes dentro del sistema financiero chileno. Se observó una correlación superior a 0,85 entre las métricas de centralidad (DebtRank) y las pérdidas estimadas por el algoritmo de contagio. Esta convergencia valida la robustez de los resultados, sugiriendo que la detección de instituciones críticas no depende de la metodología específica, sino que responde a vulnerabilidades estructurales latentes en la red de conglomerados.

Este trabajo expande la caja de herramientas para el análisis de riesgo sistémico al integrar bancos y aseguradoras en un único modelo de red, superando el enfoque tradicional centrado exclusivamente en la banca. La principal innovación radica en el desarrollo de un algoritmo de contagio parametrizable que cuantifica explícitamente efectos de segunda vuelta, mecanismos de recuperación y shocks indirectos de mercado. Esto demuestra que las métricas estáticas y las simulaciones dinámicas, más que sustitutos, son enfoques complementarios que ofrecen distintos niveles de granularidad.

Para la supervisión prudencial, estos resultados permiten una focalización más eficiente de los recursos fiscalizadores sobre los nodos de mayor centralidad. El algoritmo desarrollado actúa como un motor complementario para pruebas de estrés (stress testing), facilitando la simulación de escenarios de crisis y el análisis de sensibilidad ante variaciones en tasas de recuperación o liquidez de mercado, insumos críticos para el diseño de políticas macroprudenciales.

El modelo actual opera como un sistema cerrado de exposiciones directas locales, excluyendo activos externos (bonos soberanos, corporativos extranjeros) y derivados, lo que limita la captura de contagios por shocks exógenos comunes. Futuras investigaciones deberán incorporar estas dimensiones, idealmente calibrando los parámetros de recuperación con datos históricos específicos por instrumento. Asimismo, se sugiere evolucionar hacia una estructura de redes multicapa que distinga entre

tipos de activos (créditos, bonos, acciones) hasta nivel de ISIN, permitiendo modelar dinámicas de transmisión de riesgo más complejas y desagregar el impacto de mercado en fenómenos específicos como ventas forzosas o costos de fondeo.

Bibliografía

- Adrian, T., & Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR. *American Economic Review*, Vol. 106, No. 7, 1705-1741.
- Ahelegbey, D. F., Giudici, P., & Hashem, S. Q. (2021). Network VAR models to measure financial contagion. *The North American Journal of Economics and Finance*, Volume 55.
- Bardoscia, M., Battiston, S., Caccioli, F., & Caldarelli, G. (2015). DebtRank: A Microscopic Foundation for Shock Propagation. *PLoS ONE*.
- Bravo-Benitez, B., Alexandrova-Kabadjova, B., & Martinez-Jaramillo, S. (2016). Centrality Measurement of the Mexican Large Value Payments System from the Perspective of Multiplex Networks. *Computational Economics*, Volume 47, 19-47.
- Chiang, T. C., Jeon, B. N., & Li, H. (2007). Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from Asian markets. *Journal of International Money and Finance*, Volume 26, Issue 7, 1206-1228.
- Cinelli, C. (26 de 03 de 2017). *The Network Risk Measures package*. Obtenido de Github: <https://github.com/carloscinelli/NetworkRiskMeasures>
- Comisión para el Mercado Financiero. (2023). *Lineamientos para una Ley de Conglomerados Financieros en Chile*.
- Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics*, Volume 182, Issue 1, 119-134.
- Eisenberg, L., & Noe, T. H. (2001). Systemic Risk in Financial Systems. *Management Science*, Vol. 47, No. 2, 236-249.

- European Systemic Risk Board. (2017). The missing links: A global study on uncovering financial network structures from partial data. *Working Paper Series, No. 51*.
- Langfield, S., & Soramäki, K. (2016). Interbank Exposure Networks. *Computational Economics, Vol. 47, Issue 1*, 3-17.
- Langville, A. N., & Meyer, C. D. (2006). *Google's PageRank and Beyond: The Science of Search Engine Rankings*. Princeton University Press.
- Nirei, M., Caballero, J., & Sushko, V. (2015). Bank capital shock propagation via syndicated interconnectedness. *BIS Working Papers 484*.
- Page, L., Brin, S., Motwani, R., & Winograd, T. (1999). The PageRank Citation Ranking : Bringing Order to the Web. *The Web Conference*.
- Pesaran, H. (2004). Econometric Issues in the Analysis of Contagion . *Journal of Economic Dynamics and Control 31(4)*, 1245-1277.
- Steinbacher, M., Steinbacher, M., & Steinbacher, M. (2014). Robustness of Banking Networks to Idiosyncratic and Systemic Shocks: A Network-Based Approach. *Journal of Economic Interaction and Coordination, Forthcoming*, 1-24.
- Sun, A., & Chan-Lau, J. (2017). Financial networks and interconnectedness in an advanced emerging market economy. *Quantitative Finance 17(3)*, 1-26.
- The Joint Forum on Financial Conglomerates. (2012). *Principles for the Supervision of Financial Conglomerates*.

Anexos

A. Visualización de la red financiera

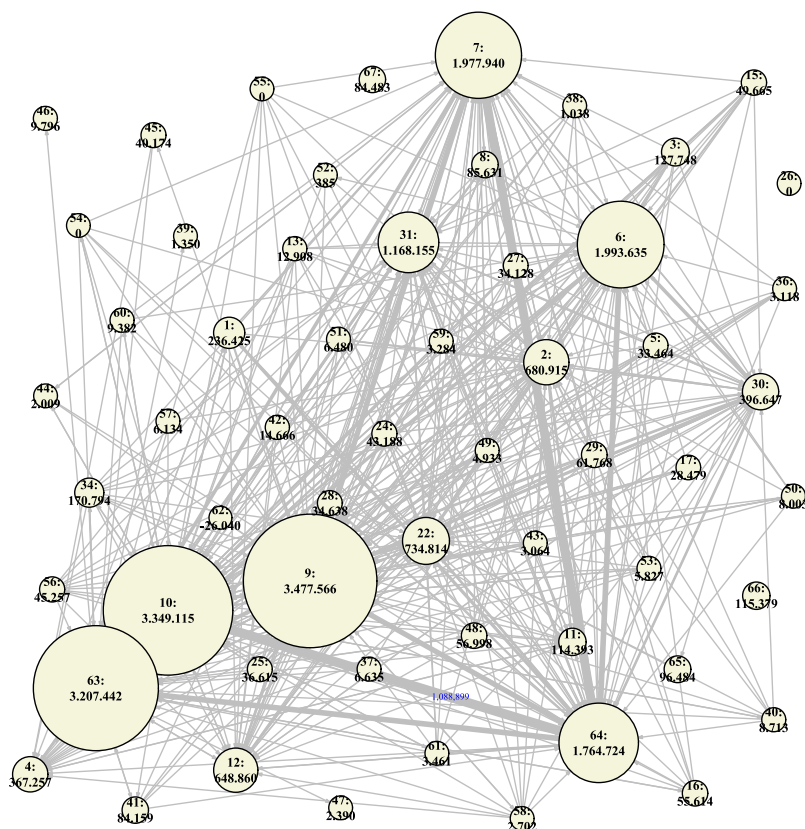


Ilustración 4. Visualización de la red financiera a marzo 2024. Tamaño de nodo según holgura patrimonial (disponible menos requerido). Grosor de los vínculos en función del tamaño de la exposición. Cifras en MMCLP.

B. Características de los nodos

Características				Emisiones/Pasivos		Acreencias/Activos	
Nodo	Banco	Cía. de Seguros	Otras	Promedio	Mediana	Promedio	Mediana
1		✓		27	33	986.099	997.422
2	✓	✓		871.151	847.345	496.779	496.757
3		✓		70.828	81.317	459.823	508.850
4	✓			142.720	142.100	19.328	18.498
5		✓		44.765	43.935	41.994	22.371
6	✓			2.224.188	2.242.352	107.681	101.242
7	✓			3.860.496	4.009.738	1.683.699	1.660.645
8		✓		18.949	18.492	190.394	194.810
9	✓		✓	2.673.803	2.663.605	1.982.281	2.033.869
10	✓			2.230.533	2.430.752	81.777	64.725
11	✓			134.883	136.339	69.283	85.873
12	✓	✓	✓	565.229	604.734	243.141	230.034
14			✓	0	0	-	-
15			✓	15	18	149.444	152.811
16		✓		6	5	126.064	135.020
17		✓		1	1	24.014	25.400
18			✓	1.919	19	-	-
19			✓	10	6	-	-
22	✓	✓		775.655	744.990	1.091.530	1.159.165
23			✓	0	0	-	-
24		✓		37.185	44.657	597.899	601.363
25		✓		10	11	121.825	116.273
27		✓		8	7	59.955	59.199
28		✓		5	5	308.379	316.073
29		✓		1	0	316.444	311.806
30	✓	✓		465.684	465.282	1.769.826	1.781.789
31	✓	✓	✓	793.323	732.634	567.115	528.712
32			✓	1.616	32	-	-
33			✓	20.390	986.099	-	-
34		✓		1.911	2.003	324.225	317.590
38		✓		0	0	2.504	2.518
39		✓		17	17	1.986	1.986

Características				Emisiones/Pasivos		Acreencias/Activos	
Nodo	Banco	Cía. de Seguros	Otras	Promedio	Mediana	Promedio	Mediana
40		✓		9	7	5.571	5.160
41		✓		5	4	98.713	98.063
43		✓		9	7	12.103	12.817
44		✓		2.403	1.753	2.906	1.755
45		✓		28	29	16.117	16.849
46		✓		7	9	-	-
47		✓		15	6	-	-
48		✓		84.030	84.027	206.234	216.211
49		✓		4	4	3.990	4.021
50		✓		1	1	5.431	5.423
51		✓		997	1.001	4.409	4.484
52		✓		1	1	1.245	1.192
53		✓		330	144	5.979	6.464
54		✓		0	0	58.866	54.435
55		✓		0	0	50.527	50.712
56		✓		4	1	200.625	200.233
57		✓		0	0	10.213	6.480
58		✓		803	803	6.343	6.067
59		✓		6	3	958	920
60		✓		1	1	2.400	2.313
61		✓		1	1	6.667	8.104
62		✓		64	2	1.850	1.833
63	✓	✓		1.539.394	1.545.924	1.732.678	1.780.305
64	✓			1.893.239	1.892.029	4.020.290	4.245.148
65	✓			19.057	17.395	40.666	31.081
66	✓			9.837	9.837	-	-

Tabla 8. Características de los nodos y montos de sus posiciones totales. Cifras en MMCLP.

C. Resultados del algoritmo base

Impacto (MMCLP)		Periodo									
Nodo		2022 Q1	2022 Q2	2022 Q3	2022 Q4	2023 Q1	2023 Q2	2023 Q3	2023 Q4	2024 Q1	Promedio
10		1.153.923	3.988.267	4.205.779	2.299.609	4.854.810	5.022.772	2.657.054	2.458.779	4.781.509	3.491.389
9		1.952.652	2.362.010	3.689.572	5.102.784	5.135.435	3.399.995	3.012.309	2.883.530	2.814.126	3.372.490
7		3.972.717	4.410.822	2.156.195	2.616.088	2.710.183	2.948.125	2.604.955	2.780.808	4.996.673	3.244.063
6		4.188.856	4.492.598	2.663.568	2.792.731	2.523.952	2.541.862	2.569.421	2.728.270	2.713.411	3.023.852
64		1.772.865	1.784.460	1.764.599	2.056.729	2.117.460	2.167.197	1.922.154	1.901.188	1.874.034	1.928.965
63		1.306.898	1.380.296	1.427.542	1.554.483	1.560.295	1.641.119	1.441.797	1.745.442	1.800.876	1.539.861
2		738.547	715.818	765.172	807.857	808.084	909.438	918.418	877.199	955.540	832.897
31		1.015.302	913.651	692.429	787.560	744.049	724.341	702.434	719.639	703.997	778.156
22		637.480	614.271	670.649	655.678	608.995	683.139	842.971	773.133	699.159	687.275
12		836.842	912.772	841.487	742.926	604.735	355.203	291.688	262.701	239.210	565.285
30		442.897	455.059	446.350	404.655	330.421	378.604	411.449	426.411	395.599	410.161
4		192.250	227.672	142.352	148.901	137.697	111.127	119.056	157.182	171.416	156.406
11		137.580	151.264	127.201	151.645	136.340	121.272	116.468	139.540	133.151	134.940
3		81.317	84.130	89.643	84.481	83.866	75.702	61.214	41.415	36.198	70.885
5		63.770	58.894	54.125	49.163	43.936	41.890	30.913	39.097	21.610	44.822
24		44.466	44.663	45.544	45.568	19.066	18.923	18.910	51.008	47.028	37.242
65		18.723	31.036	15.892	21.873	16.042	16.429	17.566	17.066	17.395	19.114
8		22.301	21.770	19.691	18.744	18.954	17.738	18.000	16.764	17.090	19.006
44	12	1.677	1.953	2.005	2.771	4.779	4.107	1.699	3.133	2.460	
66	0	6	252	10.089	0	0	0	0	0	0	1.150
51	0	6	252	1.395	1.089	1.035	967	909	841	721	
53	0	6	540	823	1	1	1	988	789	350	
58	0	6	252	252	0	0	0	0	803	146	
34	6	367	258	263	7	8	6	7	11	104	
45	17	20	271	285	34	40	22	29	46	85	
1	6	21	265	272	37	42	33	35	45	84	
47	6	9	256	256	4	16	19	71	9	72	
15	7	18	274	272	19	21	21	5	8	71	
39	0	6	260	268	19	17	19	23	16	70	
25	7	17	263	257	11	9	15	9	14	67	
40	6	21	263	260	8	13	8	8	9	66	
43	6	13	263	259	6	6	14	7	17	66	
27	4	12	257	270	6	11	6	10	10	65	
46	1	6	264	262	8	4	9	9	9	64	
16	6	13	257	262	5	5	6	9	3	63	
59	1	6	252	252	4	2	11	17	10	62	
41	6	16	253	257	2	7	3	4	4	61	
49	6	13	253	252	4	7	6	4	4	61	
56	1	33	254	253	1	2	1	1	3	61	
48	4	12	257	254	5	6	1	2	0	60	
28	0	6	252	252	3	5	5	8	8	60	
50	0	6	253	254	3	2	2	1	1	58	
17	0	6	252	255	1	2	3	0	1	58	
52	0	6	253	254	1	1	1	2	2	58	
61	0	6	252	252	1	5	1	1	2	58	
62	3	11	252	252	0	0	0	0	0	58	
60	0	6	254	253	2	2	1	0	1	58	
29	1	7	253	252	1	1	1	0	1	57	
57	0	6	253	252	1	1	0	0	0	57	
55	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
54	0	6	252	252	1	0	1	0	0	57	
38	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
37	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
36	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
13	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
26	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
42	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	
67	0	6	252	252	0	0	0	0	0	57	

Tabla 9. Impactos de crédito (pérdidas) calculados con el algoritmo de contagio base. Todos los nodos y períodos. Cifras en MMCLP.

D. Gráficos adicionales sobre el algoritmo base

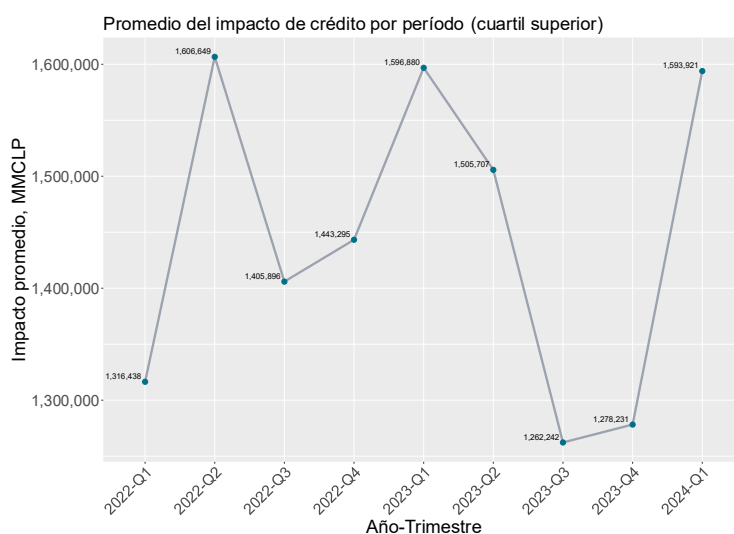


Gráfico 11. Impacto promedio del algoritmo base por trimestre. Cifras en MMCLP.

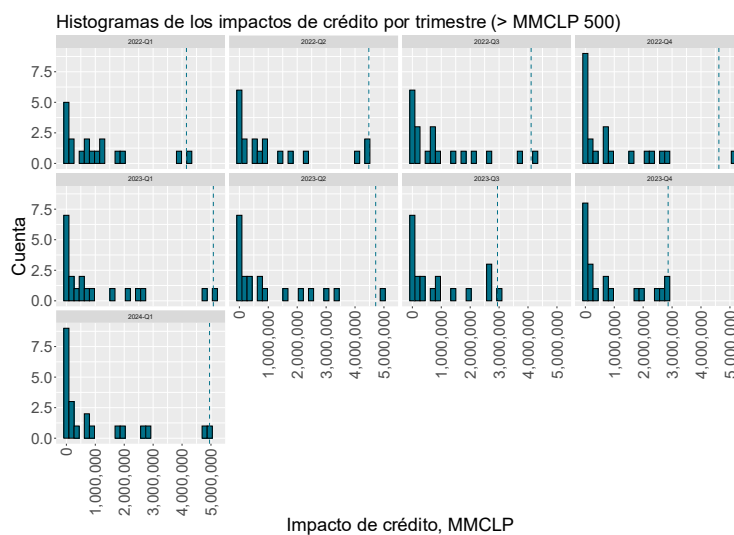


Gráfico 12. Histograma de las pérdidas según el algoritmo base, por trimestre. Cifras en MMCLP. Línea punteada representa el percentil 99.



Regulador y Supervisor Financiero de Chile

