
Documento de Trabajo



Riesgo sistémico en la banca de Nicaragua: una aproximación a través de redes interbancarias

Jeffrey Wilber Serrano Hernández

ISSN 2409-1863

Documento de Trabajo No. 084

Noviembre 2021



Banco Central de Nicaragua
Emitiendo confianza y estabilidad



Banco Central de Nicaragua
Emitiendo confianza y estabilidad

Riesgo sistémico en la banca de Nicaragua: una aproximación a través de redes interbancarias

Jeffrey Wilber Serrano Hernández

DT-084-2021

La serie de documentos de trabajo es una publicación del Banco Central de Nicaragua que divulga los trabajos de investigación económica realizados por profesionales de esta institución o encargados por ella a terceros. El objetivo de la serie es aportar a la discusión de temas de interés económico y de promover el intercambio de ideas. El contenido de los documentos de trabajo es de exclusiva responsabilidad de su(s) autor(es) y no reflejan necesariamente la opinión del Banco Central de Nicaragua. Los documentos pueden obtenerse en versión PDF en la dirección <http://www.bcn.gob.ni/>.

The working paper series is a publication of the Central Bank of Nicaragua that disseminates economic research conducted by its staff or third parties sponsored by the institution. The purpose of the series is to contribute to the discussion of relevant economic issues and to promote the exchange of ideas. The views expressed in the working papers are exclusively those of the author(s) and do not necessarily reflect the position of the Central Bank of Nicaragua. PDF versions of the papers can be found at <http://www.bcn.gob.ni/>.

Riesgo sistémico en la banca de Nicaragua: Una aproximación a través de redes interbancarias^{*}

Jeffrey Wilber Serrano Hernández

Resumen

El presente estudio estima el efecto del riesgo sistémico en el sistema bancario de Nicaragua, a través del canal de las exposiciones interbancarias; y tiene como propósito evaluar, mediante el uso de redes aleatorias, el impacto de este riesgo en dependencia de la variación de sus parámetros claves. Los resultados encontrados indican que el riesgo sistémico ha aumentado a partir de 2019, y éste responde únicamente a quiebras asociadas a uno de los tres bancos principales del sistema; así también, se determinó que el efecto del riesgo sistémico sobre la banca es independiente del tipo de red con el que se modele, y entre mayor sea la interconexión de los bancos, menor será el efecto de tal riesgo. Por último, se encontró que la restructuración de las cuentas en el balance del sistema, a partir de 2019, ha favorecido a la seguridad de los depósitos de los agentes económicos en el país.

Palabras Clave: Riesgo sistémico, redes aleatorias, sistema bancario, exposiciones interbancarias.

Código JEL: C15, C63, G21, G33.

^{*}El autor es Investigador y Analista del Centro de Estudios para la Integración Económica en la Secretaría de Integración Económica Centroamericana (SIECA). Para comentarios comunicarse al correo: jse-rrano@sieca.int. El contenido de este documento es de exclusiva responsabilidad del autor y no representa la posición oficial del Banco Central de Nicaragua.

1. Introducción

El estudio del contagio en los sistemas financieros es un tema de gran relevancia en la actualidad, debido –principalmente– a la convivencia en un mundo cada vez más globalizado. El término “riesgo sistémico” hace referencia a la amenaza inducida por el contagio al sistema financiero en su conjunto, debido al incumplimiento de una (o más) de las instituciones que lo componen; y se ha convertido en un término familiar desde la quiebra de *Lehman Brothers* y el rescate de *American International Group* (AIG) en otoño de 2008 (Gleeson et al. 2012).

La estimación de los costos asociados a un riesgo sistémico suele reflejar grandes impactos en las economías que lo experimentan. Hoggarth et al. (2002), estudian el costo de múltiples crisis bancarias sistémicas durante el período comprendido entre 1985 y 2000; y los resultados obtenidos, estimaban que la pérdida de producción asociada a una crisis bancaria promediaba entre 15 por ciento y 20 por ciento del PIB anual de una economía.

Así también, Nier et al. (2007) mencionan que la quiebra de múltiples bancos dentro de un mismo sistema se origina a través de cuatro posibles mecanismos, éstos son: exposiciones bilaterales directas entre los bancos, exposiciones correlacionales a un mismo origen de riesgo, complicaciones en la venta de activos de las instituciones en dificultades, y el contagio en base a la información o expectativas.

En base a lo señalado anteriormente, el presente estudio tiene por objetivo estimar el efecto del riesgo sistémico en el sistema bancario de Nicaragua, a través del canal de las exposiciones interbancarias de dicho sistema. Así pues, esta medición se centra en responder a la interrogante de cómo se comporta el efecto de este riesgo sistémico en dependencia de la variación de sus parámetros claves, los cuales son: el tiempo, tipo de banco en recibir el *shock* inicial, tipo de red bancaria, y grado medio de la red¹.

El resto del documento está estructurado de la siguiente manera: En la sección 2 se hace una revisión de la literatura sobre esta temática, desde perspectivas teóricas y empíricas. La sección 3 explica de forma breve la temática sobre la teoría de redes, y la sección 4 reseña brevemente sobre el sistema bancario nacional y presenta un análisis empírico del comportamiento de sus cuentas de balance de interés para el estudio. Por consiguiente, la sección 5 explica la metodología; la sección 6 describe los datos empleados y simulación de contagio. Y por último, la sección 7 y 8 muestran los resultados obtenidos y las conclusiones e implicancias del estudio.

2. Revisión de Literatura

El riesgo sistémico en las instituciones bancarias ha sido un tema que ha venido cobrando relevancia desde la década de los noventa. Con el pasar de los años, el análisis de este tema se

¹Donde grado medio de la red puede ser entendido como el número promedio de enlaces conectado a un nodo (explicado en la tabla de anexos).

ha desarrollado de forma sorprendente, pasando de modelos teóricos simples que analizaban la interacción de un pequeño número de entidades (ver, por ejemplo: [Allen & Gale \(2000\)](#)), hasta modelos complejos capaces de caracterizar el comportamiento del sistema financiero global (ver, por ejemplo: [Dasgupta & Kaligounder \(2014\)](#)).

La causa de esta gran evolución en el análisis de los sistemas financieros se debe principalmente a los avances en el estudio de redes, desde una perspectiva matemáticateórica; la cual, según palabras de [Newman \(2003\)](#), ha cambiado su foco de estudio de pequeños y singulares grafos (o redes) y las propiedades individuales de sus vértices y conexiones, a un estudio que considera las propiedades estadísticas de grafos de gran escala.

A lo largo del proceso de evolución mencionado, se pueden identificar dos categorías o tipos de estudios relacionados al riesgo de contagio en los sistemas financieros, éstos son: los estudios empíricos, los cuales están enfocados en modelar las exposiciones interbancarias en el mundo real; y los modelos teóricos, los cuales examinan cómo el comportamiento del sistema está influenciado por sus características o estructura ([Klinger 2014](#)).

2.1. Revisión teórica

Existe una extensa cantidad de literatura relacionada al estudio de modelos teóricos que explican cómo el riesgo sistémico varía con relación a la estructura de un sistema financiero; sin embargo, en este apartado se presentan los estudios más representativos en esta temática. Cabe mencionar que la mayoría de autores coinciden respecto a las conclusiones de cómo se relaciona el riesgo de contagio con los parámetros estructurales de los cuales depende.

Los primeros autores en aproximarse al empleo de modelos de redes son [Allen & Gale \(2000\)](#), quienes construyen un modelo teórico para explicar el contagio financiero partiendo del enfoque de preferencias de liquidez por parte de los consumidores, basado en [Diamond \(1983\)](#). Las conclusiones señalan que la probabilidad de contagio depende fuertemente de cómo están enlazados los bancos dentro de un sistema.

Si todos los bancos están conectados entre sí, se puede decir que el sistema tiene una estructura completa. Por tanto, para sistemas con estructuras completas, el riesgo de contagio se reduce debido a que un *shock* inicial en un banco puede ser absorbido por todo el sistema, permitiendo así la distribución del *shock* en pequeñas partes para cada uno de los bancos.

[Nier et al. \(2007\)](#) investigan cómo el riesgo sistémico es afectado por la estructura del sistema financiero. Para esto, los autores simulan un sistema financiero mediante un modelo de redes compuesto por un conjunto de entidades bancarias (nodos), las cuales están enlazadas por medio de conexiones interbancarias (en este caso los préstamos interbancarios).

Los autores definen la estructura de su sistema a través de cuatro parámetros claves –nivel de capitalización, tamaño del capital interbancario agregado, el grado de conexión entre los bancos, y el nivel de concentración bancaria– los cuales, al variar, influyen en la probabilidad de contagio del sistema financiero, dada inicialmente la quiebra o *default* en un banco.

Los hallazgos encontrados fueron que el nivel de capitalización es clave para evitar un riesgo sistémico, ya que, entre mayor sea la concentración bancaria y el capital interbancario agregado, mayor será el contagio asociado a la quiebra de un banco. Por último, el grado de conexión entre bancos guarda una relación no lineal entre el riesgo de contagio, es decir, inicialmente una mayor conexión aumenta el efecto de contagio, pero luego de cierto límite este aumento de conexión ayuda a absorber de mejor forma el impacto inicial, reduciendo así, este efecto de contagio.

En la misma línea de [Nier et al. \(2007\)](#), se encuentra el estudio elaborado por [May \(2009\)](#), en el cual, se obtienen resultados similares respecto a la influencia de la estructura del sistema bancario en el riesgo de contagio; además, los hallazgos de estos autores se centran en relación a la propuesta de regulaciones que ayuden a reducir el riesgo sistémico.

Contrario a las conclusiones de [Allen & Gale \(2000\)](#), [Gai \(2010\)](#) argumenta que entre más completa esté la estructura del sistema financiero, existe una mayor probabilidad de contagio para períodos de crisis o problemas de carácter agregado. Estos hallazgos tienen la gran importancia de que remarcan la variabilidad del riesgo sistémico que enfrentan los sistemas financieros en dependencia de las condiciones económicas que se están atravesando en el momento.

[Gleeson et al. \(2012\)](#) introducen un método analítico para calcular el proceso de riesgo sistémico en los modelos de redes diseñados por [Nier et al. \(2007\)](#) y [Gai \(2010\)](#). Estos autores validan, a través de simulaciones de tipo Monte Carlo, una teoría simplificada del valor esperado de bancos en quiebra al final del proceso.

Por último, [Dasgupta & Kaligounder \(2014\)](#) formalizan una extensión del modelo teórico de redes para el sistema financiero propuesto por [Nier et al. \(2007\)](#), con el fin de analizar el mercado financiero internacional. El objetivo principal perseguido por estos autores es el de crear una medida de estabilidad global, la cual puede ser entendida como el porcentaje de bancos pertenecientes a una red bancaria que resultan ser insolventes al final del proceso, dado un *shock* inicial en un porcentaje de bancos de dicha red.

A través de miles de combinaciones de diferentes tipos de redes, así como diferentes combinaciones de los parámetros del modelo, [Dasgupta & Kaligounder \(2014\)](#) descubren muchas implicancias interesantes en una red bancaria, las cuales permiten derivar algunas propiedades topológicas y combinaciones de parámetros que pueden hacer frágil dicha red.

2.2. Revisión empírica

El buen funcionamiento y la estabilidad del sistema financiero es un importante lineamiento en los objetivos de un banco central. Además, la ocurrencia de crisis financieras en la historia reciente a nivel global, ha puesto de manifiesto la importancia del riesgo sistémico. Como resultado, la investigación en temas relacionados con la interconexión bancaria como posible canal de contagio, ha fructificado. Estos estudios consideran los datos de los bancos que conforman el sistema financiero de un país determinado para analizar las particularidades

presentes en cada país.

Wells (2002) analiza el mercado interbancario de Reino Unido (*UK* por sus siglas en inglés) como un canal a través del cual la insolvencia ocurrida en una entidad bancaria puede propagarse a otros bancos del sistema. El análisis se lleva a cabo estimando una matriz de exposición bilateral entre los bancos residentes de *UK*, la cual relaciona a dichos bancos mediante sus activos y préstamos interbancarios². Los resultados encontrados por Wells (2002) indican que el sistema financiero de *UK* es bastante sensible a los fallos ocurridos en sus bancos más grandes; ya que, un *shock* asociado a alguno de estos bancos que comprometa su solvencia, podría terminar afectando a un considerable número de bancos dentro del sistema.

Upper (2004), a través de la misma metodología empleada por Wells (2002), evalúa el caso del sistema financiero alemán. Sin embargo, éste se enfoca en relacionar el riesgo sistémico con las garantías institucionales utilizadas para el sistema bancario; aportando más en materia de regulación bancaria. El autor encuentra que, en ausencia de mecanismos de seguridad, el efecto de la quiebra de un solo banco podría resultar potencialmente fuerte; por tanto, estos mecanismos son eficientes en reducir significativamente el riesgo de contagio. Así mismo, se encuentra que los contagios de larga escala solo pueden ocurrir cuando la tasa de pérdida de préstamos interbancarios excede el 40 por ciento.

Boss (2004) examina el sistema bancario en Austria a través de la introducción de modelos de redes para dicho país. Su estudio se centra en describir las características de la red bancaria en base a los datos obtenidos de su respectivo banco central. Los resultados señalan que la estructura de la red bancaria austríaca sigue la ley de potencia³ en su distribución de grados; es decir, pocos bancos con muchas conexiones, y muchos bancos con muy pocas conexiones interbancarias. Así mismo, se muestra que los resultados empíricos tienen un gran contraste respecto a las estructuras de redes que han sido asumidas en la teoría económica (Boss 2004)

Por último, para el contexto de Latinoamérica, Sierra Juárez (2017) analiza el riesgo sistémico en el sistema financiero mexicano mediante un modelo compuesto por dos fases: la primera estima la probabilidad de incumplimiento o *default* de un banco usando el modelo *Credit Monitor*, y la segunda fase estima la propagación del *default* mencionado previamente, a través de la modelación de redes aleatorias.

El autor concluye que el contagio en el sistema financiero mexicano dependerá de la volatilidad y crecimiento de los pasivos, la severidad del *default*, la cantidad de bancos afectados inicialmente; así como aquellos parámetros mencionados en Nier et al. (2007). Así también, se menciona que los resultados son consistentes con la política de regulación implementada en dicho país para evitar este tipo de riesgo.

²Dicho modelo está basado en Eisenberg (2001), quien investiga el *default* en firmas que forman parte de un singular mecanismo de limpieza

³La ley de potencia en una distribución de grados se puede definir, según palabras de Newman (2003), como aquella distribución de grados en un modelo de red que se puede representar a través de una función exponencial. Éstas se caracterizan por presentar pocos nodos con muchas interconexiones y muchos nodos con muy pocas interconexiones

3. Teoría de redes

La mayoría de estudios presentados en la revisión de literatura han basado sus modelos en el empleo de la teoría de redes (o grafos), la cual, según [Nier et al. \(2007\)](#), inicialmente estuvo fuera del foco de análisis en la literatura económica, y recientemente ha empezado a ser empleada por economistas.

La teoría de redes ha sido un tema que ha servido en el desarrollo y comprensión de diferentes fenómenos relacionados a las ciencias sociales⁴, biología⁵, computación⁶, entre otros. En general, las redes ayudan a comprender como las acciones de ciertos individuos (llámense nodos o vértices) tienen efectos en un sistema al cual pertenecen. Variedad de ejemplos pueden ser mencionados, tales como: la propagación de un virus en una sociedad, dado un pequeño grupo de personas contagiadas inicialmente; el patrón de la red de citas entre estudios académicos, entre otros.

En [Newman \(2003\)](#) se presenta una detallada explicación sobre la temática de redes, abarcando desde su conceptualización, componentes, tipos, las propiedades de las redes en el mundo real, y principalmente los modelos matemáticos que han sido desarrollados para representar dichas redes⁷.

3.1. El modelo de redes aleatorias

El primer modelo matemático de redes conocido es el clásico modelo de redes aleatorias de Poisson, desarrollado por [Solomonoff & Rapoport \(1951\)](#) y [Erdős & Rényi \(1959\)](#). Este modelo consiste en el simple supuesto de tomar un número “n” de vértices y conectar cada par (o no) con una probabilidad “p” (o “1 – p”). Lo descrito anteriormente obedece a una distribución binomial, la cual, para un número “n” lo suficientemente grande se puede convertir en una distribución de tipo Poisson (de ahí su nombre).

Por conveniencia, resulta mejor expresar una red (llámese $G_{n,p}$) en términos de “z” que en términos de su probabilidad “p”. Esta variable z denota el grado medio de los vértices pertenecientes a una red, es decir, representa cuántas conexiones (o enlaces) contiene en promedio un vértice. Así pues, en base a [Newman \(2003\)](#), se puede denotar el grado medio de un vértice como:

$$z = \frac{n(n-1)p}{n} = (n-1)p \approx np \quad (1)$$

⁴Ver por ejemplo [Scott \(2000\)](#).

⁵Ver por ejemplo [Jeong \(2000\)](#).

⁶Ver por ejemplo [Huberman \(2001\)](#).

⁷Para una mejor comprensión de los términos utilizados en el presente documento referentes a las redes, se añadió un glosario en la sección de Anexos.

El modelo de redes aleatorias de Poisson, según [Newman \(2003\)](#), presenta el inconveniente de una inadecuada descripción de algunas propiedades importantes de las redes en el mundo real; éstas son: una distribución de grados de tipo Poisson diferente a las distribuciones con altos sesgos a la derecha que normalmente presentan las redes, y la carencia de propiedades de *clustering* y transitividad.

No obstante, este modelo presenta una propiedad bastante deseable para explicar las redes en el mundo real, la cual es denominada “transición de fase”. Esta transición de fase va desde una baja densidad caracterizada por una poca presencia de enlaces y componentes, hasta una alta densidad en la que gran parte de los vértices están unidos en una sola componente gigante. Lo anterior explica por qué los vértices más grandes, tienen mayores conexiones (ya sea de forma directa e indirecta) con los demás vértices de la red en comparación a los pequeños, los cuales solo se conectan con una reducida porción de la red.

Posterior al modelo clásico con distribución de Poisson, se desarrollaron algunas extensiones que permitieron el uso de otras distribuciones de grado, tales como: redes aleatorias generalizadas, redes aleatorias con distribución de grados arbitraria, y el modelo de configuración (véase [Newman \(2003\)](#)).

4. El sistema bancario en Nicaragua

La Banca en Nicaragua ha sufrido diversos períodos de cambios estructurales, los cuales han permitido al sistema ir consolidándose y fortaleciendo el desempeño de la actividad económica en el país. Según [Ansorena \(2007\)](#), la evolución del sector bancario en Nicaragua puede ser identificada en cuatro diferentes períodos; éstos son:

- a. Período de banca nacionalizada (1980 – 1990), el cual se caracteriza por una banca estatizada y orientada a financiar y promover el desarrollo de sectores estratégicos del gobierno.
- b. Período de apertura y crecimiento a la banca privada (1990 – 2000), donde se restablece una economía de mercado con medidas de liberalización; permitiendo la emergencia de la banca privada y la desaparición de la banca estatal. Sin embargo, el abrupto crecimiento, con una falta de regulación adecuada, conllevó a un estado de crisis masiva.
- c. Período de crisis bancaria (2000 – 2002). Aunque la crisis de múltiples bancos comenzó algunos años antes, no fue sino hasta la quiebra de uno de los bancos más grandes que se produjo una crisis de dimensión sistémica y conllevó a una intervención directa por parte del Banco Central de Nicaragua (BCN), para estabilizar y solventar la situación del sector bancario.
- d. Período de concentración y consolidación bancaria (2002 – en adelante). Después de la crisis del período previo, los bancos más fuertes que sobrevivieron compraron gran parte de los activos de bancos que quebraron y tuvieron que ser liquidados; lo que

conllevó a un proceso de consolidación y concentración en el sistema bancario, el cual se mantiene hasta la fecha.

Actualmente, el sistema bancario en Nicaragua cuenta con un total de ocho instituciones supervisadas, de las cuales, una de ellas es de carácter estatal. Por tanto, el resto de bancos supervisado y autorizados por la Superintendencias de Bancos y Otras Instituciones Financieras (SIBOIF) son: BANPRO, BAC, LAFISE, BDF, FICOHSA, AVANZ y ATLÁNTIDA⁸.

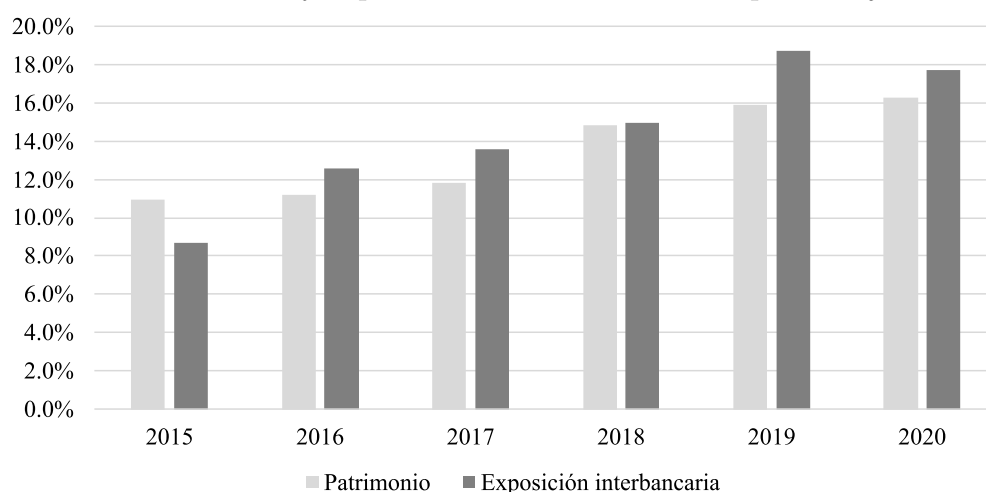
Los seis primeros bancos mencionados son los que se han mantenido en el sistema bancario durante una considerable línea de tiempo, y a pesar de que algunos de éstos han cambiado su razón social, siguen manteniendo el mismo tipo de actividad financiera.

Como ya se mencionó previamente, el sistema bancario en Nicaragua se caracteriza por ser altamente concentrado, y esto se puede evidenciar a través de la composición de los activos totales; puesto que, alrededor del 80 por ciento de los activos totales del sistema pertenece a los tres bancos principales del país, los cuales son, BANPRO, BAC y LAFISE.

4.1. La exposición interbancaria

El nivel de exposición interbancaria dentro del sistema en Nicaragua es una variable muy importante dentro del balance de los bancos, debido a que, en los últimos seis años ha representado en promedio un 14 por ciento del total de activos del sistema, y su monto es mayor al patrimonio del mismo sistema.

FIGURA 1: Patrimonio y exposición interbancaria como porcentaje del activo



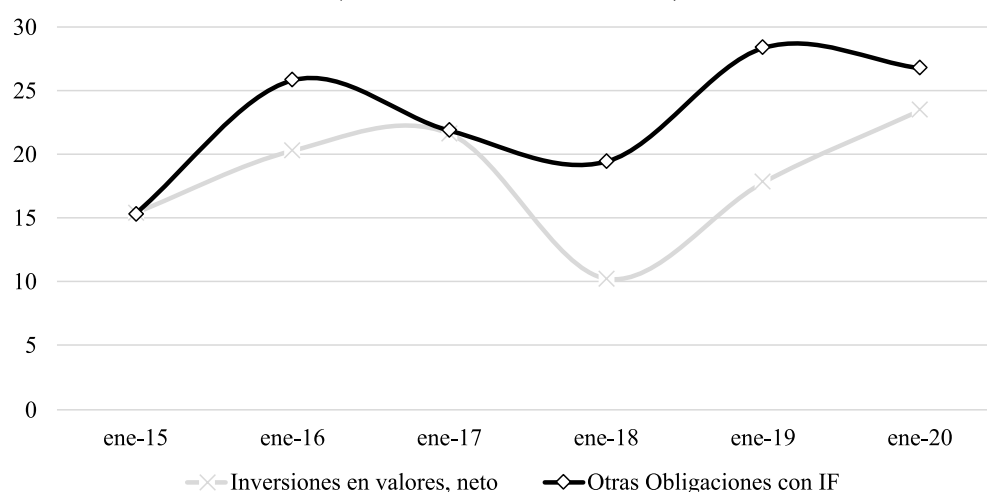
Fuente: Elaboración propia con datos de la SIBOIF.

⁸Este último recién incorporado al sistema bancario en Nicaragua en 2019.

Tal como se aprecia en la Figura 1, la exposición interbancaria representa un mayor monto comparado con la cuenta de patrimonio; y en los últimos años, ésta ha crecido en mayor proporción que el patrimonio.

Así mismo, es preciso señalar la relación a nivel de sistema bancario, entre la cuenta del pasivo “Otras obligaciones con Instituciones Financieras⁹” y la cuenta perteneciente a los activos “Inversiones en valores, neto”; que, aunque no necesariamente representan el mismo uso y fuente en su partida doble, se comportan de forma muy similar. Este comportamiento puede deberse, en parte, a que los bancos del sistema están fuertemente sujetos a las operaciones de mercado abierto y a los préstamos interbancarios en términos de manejo de liquidez. La Figura 2 muestra el comportamiento de estas cuentas desde 2015, de la cual destaca una disociación en 2018, producto de la coyuntura vivida durante ese año. No obstante, la dinámica entre estas cuentas se mueve en una misma dirección, y estos montos incluso llegan a ser aproximadamente iguales para algunos años.

FIGURA 2: Obligaciones con instituciones financieras e inversiones en valores
(miles de millones de C\$)



Fuente: Elaboración propia con datos de la SIBOIF.

5. Metodología

El modelo de red bancaria del presente estudio está basado principalmente en aquel presentado en Dasgupta & Kaligounder (2014), que, a su vez, se basa en el modelo propuesto inicialmente por Nier et al. (2007). El primer modelo mencionado resulta ser una ampliación del segundo, la cual incorpora mayores escenarios que pueden caracterizar los diferentes tipos de sistemas bancarios en el mundo; sin embargo, omite algunas características que pueden resultar relevantes para el análisis del sistema bancario en Nicaragua.

⁹Esta cuenta representa la mayor parte de la exposición interbancaria interna.

La metodología propuesta en este estudio es desarrollada por el autor debido a la incorporación de características particulares en la banca de Nicaragua. Por tanto, este método adapta el modelo de [Dasgupta & Kaligounder \(2014\)](#) a las características propias del sistema bancario nicaragüense; además incorpora supuestos del modelo de [Nier et al. \(2007\)](#) para un mejor análisis y una mayor verosimilitud a la realidad nacional.

5.1. Supuestos sobre el sistema bancario

Se establecen los supuestos que permiten la simplificación y construcción del modelo matemático de red bancaria. La mayoría de autores que emplean los modelos de redes en el análisis financiero se han basado principalmente en los mismos supuestos (véase [Nier et al. \(2007\)](#)), los cuales son:

FIGURA 3: Balance de un banco en el modelo de redes propuesto

Activos	Pasivos y Capital
Activos Externos	Préstamos interbancarios
	Depósitos
Activos interbancarios	Capital Bancario

Fuente: Elaboración propia.

- En cuanto a los balances financieros de cada banco, los activos totales se dividen únicamente en activos externos y activos interbancarios; y los pasivos están compuestos únicamente por préstamos interbancarios y depósitos¹⁰. El balance de un banco se puede representar como se describe en la Figura 3.
- Los *shocks* que afectan a un banco en el sistema se consideran de tipo solvencia dirigidos al valor de los activos externos del banco.
- No existe intervención del Estado en el proceso de contagio, a fin de evaluar la resiliencia propia del sistema bancario y las pérdidas ocasionadas por los *shocks*¹¹.

¹⁰En [Dasgupta & Kaligounder \(2014\)](#) se asume que los pasivos se componen únicamente por préstamos interbancarios; sin embargo, este supuesto no es adecuado para una aplicación empírica, puesto que los préstamos interbancarios normalmente representan una pequeña porción del total de sus pasivos.

¹¹El supuesto es congruente con la regulación bancaria, puesto que la exclusión de garantías para las

- d. El proceso de contagio se da en unidades de tiempo discreto, siendo $t = 0$ el momento en que se da el *shock inicial* en el sistema bancario.

5.2. Diseño de la red bancaria

Siguiendo a los autores citados previamente¹², se puede representar un sistema bancario a través de un modelo de red; en donde, los nodos (o vértices) de la red representan a cada uno de los bancos que conforman todo el sistema, y los enlaces representan una relación directa de préstamos entre dos bancos (o nodos). La razón del uso de enlaces directos¹³ es simple y se debe al hecho que las conexiones de un banco en concepto de activos interbancarios son usualmente diferentes de las conexiones en concepto de préstamos interbancarios.

Así pues, la red interbancaria “G” puede ser definida como un vector de variables compuesto por sus nodos, conexiones directas y un conjunto de parámetros; y se puede representar como:

$$G = (V, E, \Gamma)$$

Donde:

- V representa el conjunto de n bancos (nodos), donde cada banco v tiene una ponderación $\sigma_v \in (0, 1]$. correspondiente a su participación en el activo externo total del sistema. Por tanto, se cumple que $\sum_v \sigma_v = 1$.
- E representa el conjunto de m exposiciones interbancarias directas, donde cada enlace $e = (i, j)$ tiene un peso de $w(e) = w(i, j)$ ¹⁴.
- $\Gamma = \{\Psi, \Omega, c_v\}$ representa el conjunto de parámetros del cual: Ψ es el activo externo total del sistema. Ω es la exposición total interbancaria del sistema (activo interbancario total).
- c_v es el capital bancario del banco v

En Nicaragua existe una brecha notable en el tamaño de los activos de los tres bancos principales con respecto al resto; por tanto, no sería adecuado analizar un caso de red homogénea en la que Ψ y Ω están igualmente distribuidas entre los nodos y enlaces, respectivamente.

Así pues, la red construida para el sistema bancario en Nicaragua se puede definir como heterogénea en términos del peso de cada nodo y enlace; y por tanto, σ_v y $w(e)$ van a

cuentas interbancarias va en línea con lo estipulado en el Artículo 31 de la Ley de Sistema de Garantía de Depósitos.

¹²Nier et al. (2007), Gai (2010), Gleeson et al. (2012), Dasgupta & Kaligounder (2014), entre otros.

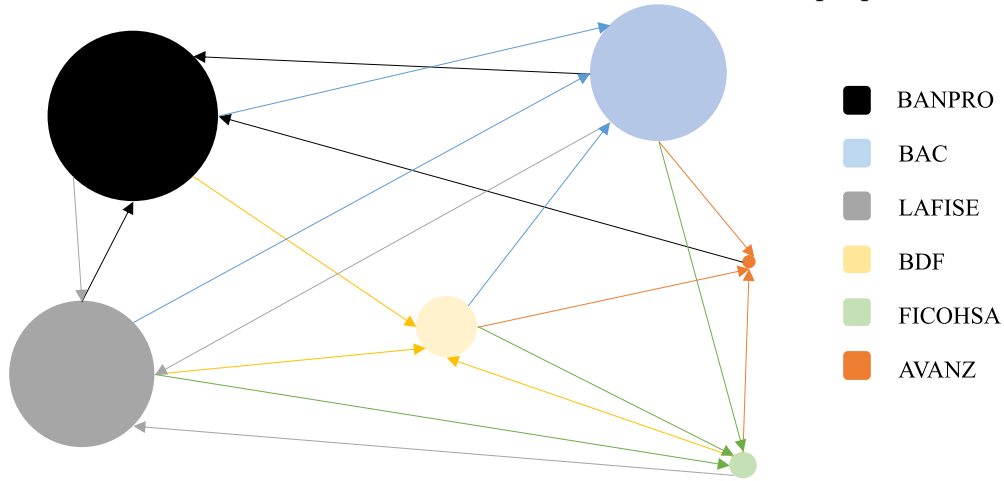
¹³Ver Glosario presentado en la sección de Anexos.

¹⁴“i” y “j” representan el hecho de que cada enlace indica un crédito para una institución y un débito para otra.

representar las ponderaciones correspondientes, y no necesariamente iguales, de cada banco en el total (a nivel del sistema bancario) de los activos externos y de los activos interbancarios, respectivamente.

En la Figura 4 se puede apreciar un ejemplo gráfico de un posible modelo de red para el sistema bancario en Nicaragua. Tal como se observa, el tamaño de los nodos representa la proporción (o ponderación) en activos externos que cada institución tiene con relación al activo externo total del sistema.

FIGURA 4: Balance de un banco en el modelo de redes propuesto



Fuente: Elaboración propia.

Por otra parte, las flechas representan las conexiones que tienen los bancos del sistema entre sí mismos, y que se miden a través de los préstamos interbancarios. Por ejemplo, una flecha que conecta BANPRO y LAFISE, y tiene dirección desde BANPRO hacia LAFISE, indica que LAFISE tiene una deuda (o pasivo) en concepto de préstamos interbancarios con BANPRO.

5.3. Mecanismo del *shock* inicial

Dada la reducida cantidad de bancos existentes en el sistema bancario de Nicaragua¹⁵, el mecanismo del *shock* inicial recibido en la red durante el tiempo $t = 0$ se le atribuye a un único banco $v_x \in V$. Dicho shock puede darse debido a los diferentes tipos de riesgos operativos a los que se enfrenta un banco (ver, por ejemplo, Peydró-Alcalde (2006)) y tiene el efecto de reducir el valor de los activos externos de dicho banco afectado¹⁶.

El efecto del *shock* inicial en el banco v_x puede ser denotado por $s_{v_x} = \Phi \psi_{v_x}$, donde ψ_{v_x} es el activo externo del banco v_x y Φ es un parámetro entre 0 y 1 que denota la severidad

¹⁵Solo existen seis bancos que se han mantenido durante el período analizado.

¹⁶También puede deberse a riesgos de créditos; sin embargo, un shock crediticio en Nicaragua normalmente afectaría a más de una institución

del *shock*. Así pues, dado el *shock* inicial, el activo externo se vería disminuido en s_{v_x} , y esta disminución se compensaría con el capital bancario, reduciéndose de " c_{v_x} " a " $c_{v_x} - s_{v_x}$ ".

5.4. Mecanismo de propagación en la red bancaria

Como se mencionó anteriormente, dado un shock inicial s_{v_x} , el capital externo del banco afectado " v_x " se reduce, y esta pérdida es confrontada inicialmente por el capital bancario c_{v_x} , luego por los préstamos interbancarios b_{v_x} , y en última instancia, por los depósitos. Formalizando lo anterior, si sucede que el capital bancario c_{v_x} no es lo suficientemente grande para cubrir la pérdida ocasionada por s_{v_x} ($c_{v_x} < s_{v_x}$), el banco v_x quiebra y es removido de la red en el siguiente período, y la pérdida residual ($s_{v_x} - c_{v_x}$) es transmitida a sus bancos acreedores a través de sus préstamos interbancarios b_{v_x} . Además, si el valor de los préstamos interbancarios es insuficiente para cubrir la pérdida residual ($s_{v_x} - c_{v_x}$), el nuevo residuo ($s_{v_x} - c_{v_x} - b_{v_x}$) termina afectando a los depósitos de v_x .

Para el tiempo $t = 1$, todos los bancos acreedores de v_x reciben una parte de la pérdida residual ($s_{v_x} - c_{v_x}$) proporcional al peso " $w(e)$ " que posee cada enlace .^e entre dichos bancos acreedores y v_x ; y dicha pérdida recibida por cada banco es primeramente absorbida por sus respectivos capitales bancarios. Si estos capitales bancarios c_v son mayores a las pérdidas residuales transmitidas, entonces los bancos acreedores retienen el *shock* inicial; sin embargo, de no ser así, los bancos que no puedan absorber su pérdida se volverán insolventes, entrarán en quiebra y serán removidos en el siguiente período.

Considerando el escenario de que algunos bancos no puedan absorber su pérdida, se repetiría el mismo proceso del banco v_x , en el que se transmite la pérdida residual de cada banco a sus respectivos bancos acreedores mediante los préstamos interbancarios b_v ; y en caso de que estos préstamos no sean lo suficientemente grandes para absorber los residuos de sus pérdidas recibidas, se verán afectados sus depósitos. Este contagio puede continuar durante varias rondas, llegando a crear la quiebra de múltiples bancos; y terminaría hasta que el *shock* es completamente absorbido por los bancos sobrevivientes o hasta que todo el sistema quiebra.

5.5. Topología de la red bancaria

La red bancaria del presente estudio utiliza el modelo de redes aleatorias de [Erdős & Rényi \(1959\)](#), el cual, se puede representar como una red en función de una probabilidad " p " de existencia de una conexión entre dos vértices. Según [Gleeson et al. \(2012\)](#), a pesar de que este tipo de modelo de red es deliberadamente simplificado de las verdaderas complejidades de las redes bancarias, puede proporcionar un punto de partida para mejorar la comprensión sobre la interacción entre la topología de la red y su efecto a causa del contagio.

Tal como se mencionó en la sección tres, dicha red puede expresarse de forma más conveniente en función de " z ", la cual representa el grado medio de los vértices en la red. Así mismo, para

el caso de una red directa, existen dos tipos de grados para cada vértice (grado de entrada y grado salida); por tanto, el modelo de redes aleatorias de Erdős & Rényi (1959) depende de dos diferentes probabilidades p^{in} y p^{out} , que se pueden expresar en dos diferentes grados medios de los vértices de la red z^{in} y z^{out} .

No obstante, dado el modelo de red bancaria propuesto y su mecanismo de propagación (i.e., a través de los préstamos interbancarios), es de interés para el análisis utilizar únicamente el grado medio de los vértices correspondiente a los grados de entrada (z^{in}). Así pues, al momento de hablar de la variable "z", se está refiriendo al número promedio de bancos acreedores de otro banco en particular.

6. Datos y proceso de simulación

A continuación, se explica el proceso a través del cual se simularon los contagios hacia una gran cantidad de posibles redes existentes en el sistema bancario nicaragüense; así como los datos utilizados para el análisis.

Los parámetros claves para evaluar la extensión del contagio en la red bancaria nicaragüense son: la severidad del *shock* (Φ), el banco seleccionado para recibir el *shock* inicial (v_x), y el grado medio de los bancos en la red (z).

6.1. Datos

Los datos utilizados en el presente estudio corresponden al balance general anual de los bancos privados del sistema bancario en Nicaragua, los cuales son: BANPRO, BAC, LAFISE, BDF, FICOHSA y AVANZ. Como referencia se toman los balances correspondientes a fin de año desde 2015 hasta 2019, y al mes de junio para el año 2020.

La razón de solo incluir estos seis bancos es porque se han mantenido constantes durante el período de análisis¹⁷, son privados, y presentan más del noventa por ciento del total de activos de todo el sistema bancario.

Las cuentas de balance utilizadas en el modelo se basan en la Figura 4 y corresponden a:

- a. Activo interbancario: corresponde a la suma de las cuentas "Depósitos en Instituciones Financieras del País" e "Inversiones en Valores, neto".
- b. Activo externo: Total de Activos menos el Activo interbancario.

¹⁷ Algunos de estos bancos han cambiado de propietario y nombre, pero siempre han mantenido constante su función dentro del sistema bancario nacional.

- c. Préstamos interbancarios: corresponde a la suma de las cuentas “Otras Obligaciones con Instituciones Financieras y por Otros Financiamientos” y “Obligaciones por Depósitos de Instituciones Financieras”.
- d. Depósitos: Total de pasivos menos los Préstamos interbancarios.
- e. Capital bancario: corresponde a la cuenta de “Patrimonio”.

6.2. Selección del banco en *default* inicial

El banco seleccionado v_x para recibir el *shock* inicial, se hará mediante una combinación entre un mecanismo aleatorio y uno coordinado. Por tanto, se realiza una separación entre los bancos con mayor nivel de activos externos y los bancos con menor nivel de activos externos (mecanismo coordinado); y se selecciona de forma aleatoria el banco a recibir el *shock* dentro de estas dos diferentes categorías.

En base al tamaño de los activos externos de los seis bancos pertenecientes al sistema bancario nacional durante el período de análisis, se hizo una agrupación en las dos categorías mencionadas previamente, esto es:

- a. Bancos con alto nivel de activos externos: BANPRO, BAC, LAFISE.
- b. Bancos con bajo nivel de activos externos: BDF, FICOHSA, AVANZ.

6.3. Grado medio de los bancos en la red

Las variaciones del grado medio de los bancos en la red se agruparán también en dos categorías, las cuales son, una red homogénea y una red heterogénea. La red homogénea consiste en que todos los bancos tendrán el mismo grado “ z ”, variando este parámetro desde tres hasta cinco, o mejor dicho, hasta que la red bancaria queda perfectamente conectada en el sentido de [Allen & Gale \(2000\)](#).

Por otra parte, la red heterogénea divide a los bancos del sistema en las mismas categorías de la subsección anterior, i.e., según su nivel de activos externos. La razón de usar este tipo de red proviene del hecho que las redes en el mundo real se caracterizan porque sus nodos más grandes normalmente tienen más conexiones que los nodos pequeños [Newman \(2003\)](#). Esta red heterogénea permite la existencia de dos diferentes grados medios que representan cada una de las categorías. El ejercicio consiste en mantener el grado de los bancos pequeños en un valor constante de dos, y variar el grado de los bancos grandes entre cuatro y cinco.

6.4. Proceso de la simulación

Una vez explicadas las particularidades de algunos parámetros claves de los que depende el nivel de contagio en el sistema, así como los datos a utilizar, se resume en la Tabla 1 los valores a tomar por parte de los parámetros claves de la red.

La idea del proceso es simular, para cada posible combinación de parámetros, un total de cien diferentes tipos de redes – de forma aleatoria – y obtener el valor promedio simple de estas cien simulaciones.

El resultado obtenido de cada simulación se representa como $\chi(G, \Phi, v_x, z)$, y se lee de la siguiente manera: sea χ el conjunto de bancos correspondientes a la red G , que caen en default (o quiebran) al final del proceso de transmisión del shock inicial con severidad Φ , ocurrido en el banco v_x , dada una red con grado medio z .

TABLA 1: Resumen de los parámetros a variar en la red bancaria

Parámetro	Rango de Variación			
(Severidad) Φ	10 %, 20 %, 30 %, 40 %, 50 %, 60 %, 70 %, 80 % y 90 %			
(Dirección del Shock inicial) v_x	Banco con alto nivel de activo externo (Grande)			
	Banco con bajo nivel de activo externo (Pequeño)			
(Tipo de Red y Grado medio) z	Homogénea	3, 4, 5		
	Heterogénea	Pequeño	2	
		Grande	4, 5	

Nota: Existe un total de 90 combinaciones entre los distintos valores de los parámetros.

Fuente: Elaboración propia

7. Análisis de Resultados

La presente sección resume los principales hallazgos encontrados a partir de los procesos de contagio simulados. Dada la muestra realizada de seis años, las noventa combinaciones de parámetros existentes y las cien diferentes simulaciones a correr para cada combinación, el total de simulaciones de contagio corridas en el presente estudio ascienden a 54,000.

Debido a la amplia variedad de parámetros utilizados y años observados, los resultados de las subsecciones posteriores se reportan en forma de comparativa, es decir, se relaciona el comportamiento del número promedio de bancos en quiebra al final de cada contagio con la severidad del shock inicial, y estos resultados se comparan en variación de uno de los parámetros clave.

Así mismo, es preciso señalar que no solo se analiza el promedio de bancos en quiebra, sino que también el promedio del porcentaje en que se reduce – a nivel de sistema bancario –

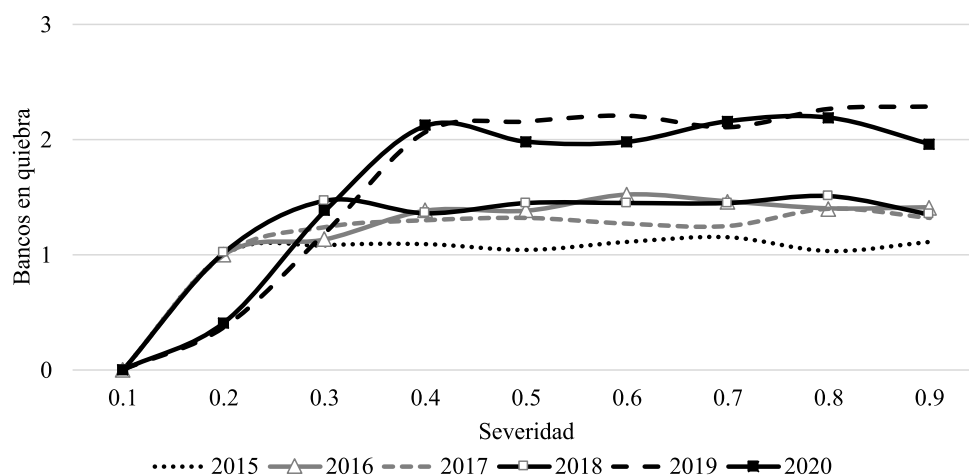
el total de depósitos, de exposición interbancaria y de patrimonio; a fin de dar una mayor complementariedad a los hallazgos encontrados.

7.1. Evolución del riesgo sistémico

El primer ejercicio de simulación estudia la evolución del comportamiento en el proceso de contagio para la banca en Nicaragua, a lo largo de los últimos seis años. La Figura 5 muestra el comportamiento para cada año entre el efecto del riesgo sistémico sobre la banca y la severidad de un *shock* dirigido a un banco grande, el cual provoca el contagio.

De la Figura 5, se puede observar un cambio en el comportamiento general a partir de 2019, lo cual señala que el nivel de riesgo sistémico ha aumentado a partir de esta fecha. Es preciso destacar que, el comportamiento entre el nivel de contagio y la severidad del shock inicial presenta una relación similar a una función exponencial de grado $p \in (0, 1)$ para todos los años, donde el grado promedio de la función de los años previo a 2019 es menor al grado promedio entre 2019 y 2020.

FIGURA 5: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad de un *shock* inicial en un banco grande

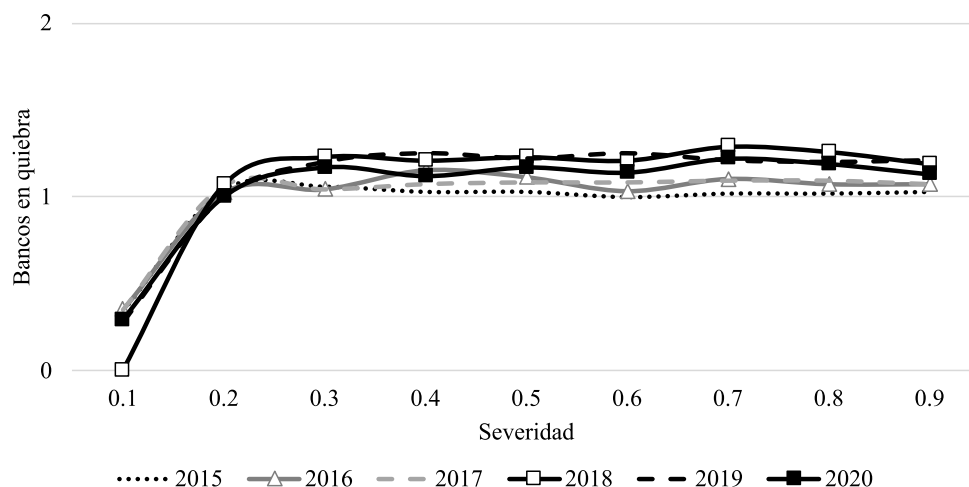


Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Red y Grado medio, quienes toman el valor de “Homogénea” y 4, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

Se observa, además, que para una severidad de un *shock* del 10 por ciento, el riesgo de contagio es nulo; mientras que para una severidad de 20 por ciento el riesgo es menor a partir de 2019, lo cual se puede deber que los bancos han aumentado su nivel de Patrimonio como porcentaje de los Activos. A partir de una severidad 30 por ciento es que el riesgo de contagio aumenta para 2019 y 2020 respecto a los años previos, posiblemente por un crecimiento en el nivel de exposición interbancaria a nivel de todo el sistema.

FIGURA 6: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad de un shock inicial en un banco pequeño



Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Red y Grado medio, quienes toman el valor de “Homogénea” y 4, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

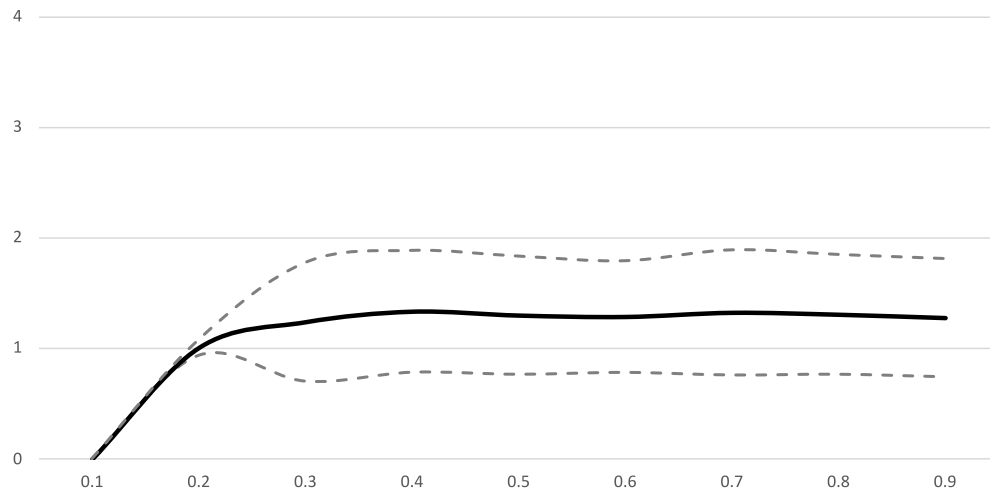
Por otra parte, al analizar el comportamiento para cada año entre el efecto del riesgo sistémico sobre la banca y la severidad de un shock dirigido a un banco pequeño, el patrón de mayor sensibilidad al riesgo de contagio a partir de 2019 no es notable. Esto sugiere que, para el caso de una quiebra inicial en un banco pequeño, el riesgo de contagio se ha mantenido constante en el tiempo. Lo anterior se puede deber a que un banco pequeño tiene poca representación en el total de activos del sistema, y por tanto, el nivel de pérdidas que transmite al resto de bancos – en general – no es lo suficientemente grande para hacer quebrar a uno de éstos.

De la Figura 6 se puede observar, a diferencia de 2018, el riesgo de contagio es mayor a 0 desde una severidad del 10 por ciento en el *shock* inicial; lo cual indica que, normalmente, los bancos pequeños tienen un menor nivel de Patrimonio como porcentaje de los activos, en comparación con los bancos grandes. Así también, cuando la severidad del shock aumenta a 20 por ciento, el promedio de bancos en quiebra se mantiene constante en uno, independientemente de si esta severidad aumenta a nivel superiores al 20 por ciento.

7.2. Tipo de banco en recibir el shock inicial

El segundo ejercicio de simulaciones estudia el efecto en el proceso de contagio para la banca en Nicaragua, en dependencia del tipo de banco que recibe el shock inicial, i. e., si el banco es grande o pequeño, según lo estipulado en la sección previa. La Figura 7 muestra, de una forma más detallada, el comportamiento entre el efecto del riesgo sistémico sobre la banca y la severidad del shock inicial dirigido a un banco grande, para un promedio de 2015 a 2018.

FIGURA 7: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad de un shock inicial en un banco grande (2015 - 2018)

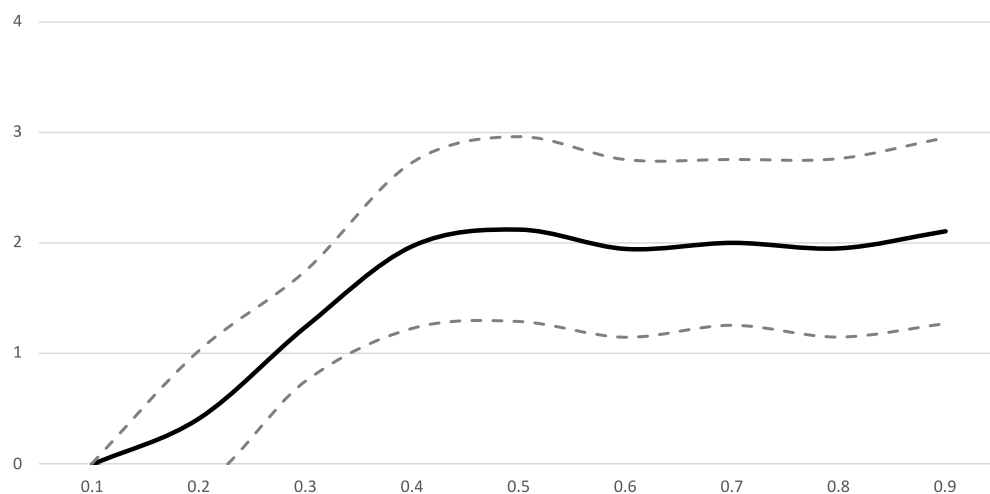


Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Red y Grado medio, quienes toman el valor de “Homogénea” y 4, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

Así como se mencionó en la subsección anterior, la Figura 7 también muestra que la dinámica entre el nivel de contagio y la severidad del shock inicial presenta una relación similar a una función exponencial de grado $p \in (0, 1)$.

FIGURA 8: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad de un shock inicial en un banco grande (2019 - 2020)



Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Red y Grado medio, quienes toman el valor de “Homogénea” y 4, respectivamente.

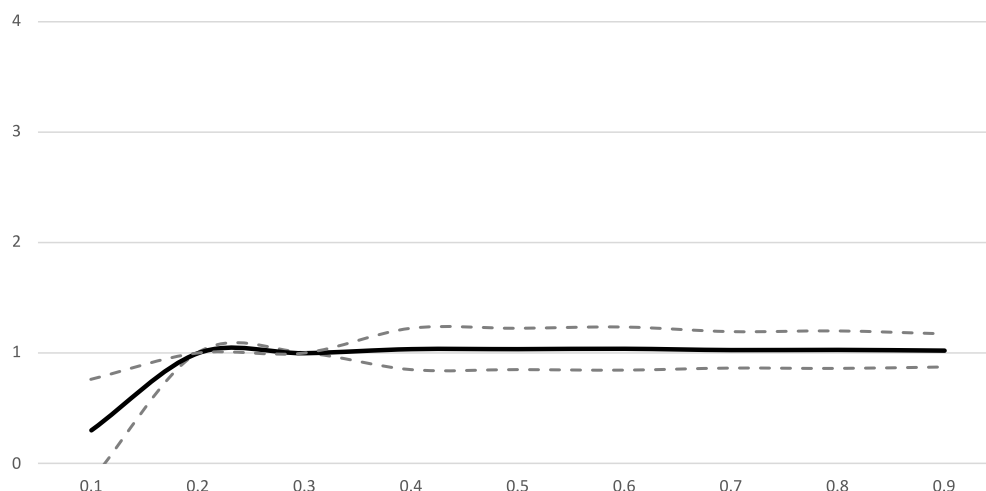
Fuente: Elaboración propia.

De dicha relación se destaca que, para una severidad de un shock del 10 por ciento, el riesgo

de contagio es nulo; mientras que para una severidad de 20 por ciento únicamente un banco es el que llega a quebrar, es decir, que este shock logra afectar al banco que la recibe, pero no es lo suficientemente grande como para afectar al resto de bancos del sistema. Por su parte, a partir de una severidad de 30 por ciento, el riesgo sistémico se vuelve mayor, permitiendo la quiebra de hasta un máximo de dos bancos.

A diferencia del promedio entre el período 2015 – 2018, el análisis del período 2019 – 2020, representado en la Figura 8, resulta tener una mayor sensibilidad, así como también una mayor variabilidad entre el total de simulaciones realizadas.

FIGURA 9: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad de un shock inicial en un banco pequeño (2015 - 2020)



Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Red y Grado medio, quienes toman el valor de “Homogénea” y 4, respectivamente.

Fuente: Elaboración propia.

En general, la quiebra del primer banco se da hasta el caso en que la severidad del shock alcanza un nivel de 30 por ciento, situación en la cual, el máximo de bancos que podría caer en quiebra al final del contagio asciende a dos instituciones; sin embargo, para una severidad mayor o igual a 40 por ciento, el promedio de bancos en quiebra al final del proceso es dos, y este proceso podría permitir un máximo de tres bancos en quiebra.

Por otra parte, al analizar la misma dinámica para un *shock* inicial dirigido a un banco pequeño, el promedio de bancos en quiebra al final del proceso se mantiene constante en un valor de uno (ver Figura 9); demostrando así que el riesgo sistémico para la banca en Nicaragua respondería únicamente a la quiebra asociado a uno de los tres bancos principales.

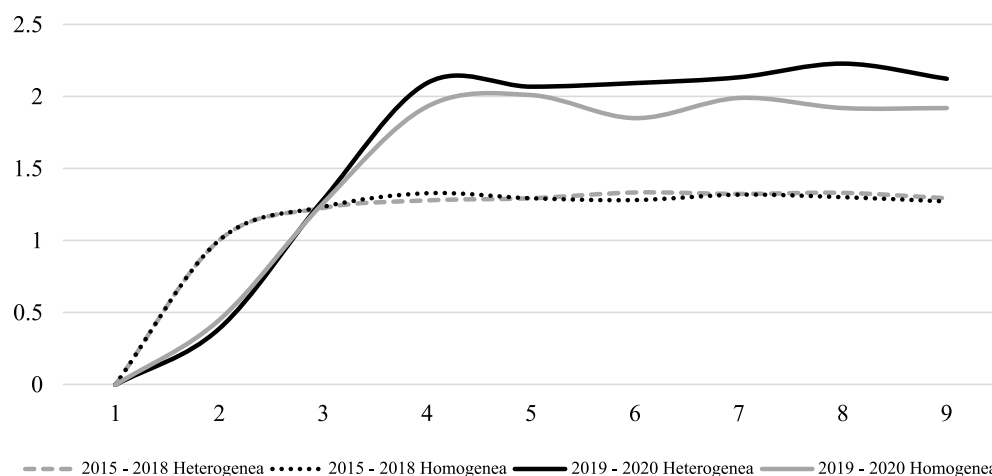
7.3. Tipo de red bancaria

El tercer ejercicio de simulaciones estudia si el tipo de red bancaria conlleva a diferentes conclusiones sobre el resultado del riesgo sistémico en dependencia de la severidad del shock

inicial. Dados los resultados de los dos ejercicios previos, los análisis de aquí en adelante se realizan únicamente para cuando el *shock* inicial es dirigido a un banco de carácter grande, y se dividen en el período previo a 2019, y el período 2019 – 2020.

La Figura 10 muestra el comportamiento entre el efecto del riesgo sistémico sobre la banca y la severidad del shock inicial dirigido a un banco grande, para cuatro diferentes casos que se combinan entre redes de tipo homogénea y heterogénea, y los dos períodos mencionados previamente.

FIGURA 10: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad del shock inicial, para redes homogéneas y heterogéneas



Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Banco que recibe el shock inicial y Grado medio, quienes toman el valor de “Grande” y 4 – 5, respectivamente

Fuente: Elaboración propia.

De la Figura 10 se puede destacar que los resultados presentados para las redes de tipo homogéneas y las redes de tipo heterogéneas, durante un mismo período de tiempo, tienden a ser exactamente iguales; y la diferencia existente entre los dos períodos de tiempo (2015 – 2018 y 2019 – 2020), es la misma que la analizada en el primer ejercicio y las Figuras 7 y 8 del segundo ejercicio.

A partir de lo anterior, se puede evidenciar que el tipo de red con el que se modela las interconexiones del sistema bancario en Nicaragua no tiene influencia en las conclusiones del proceso de contagio, es decir, que independientemente del tipo de red que se use para modelar, los resultados sobre el riesgo sistémico en Nicaragua seguirán siendo los mismos.

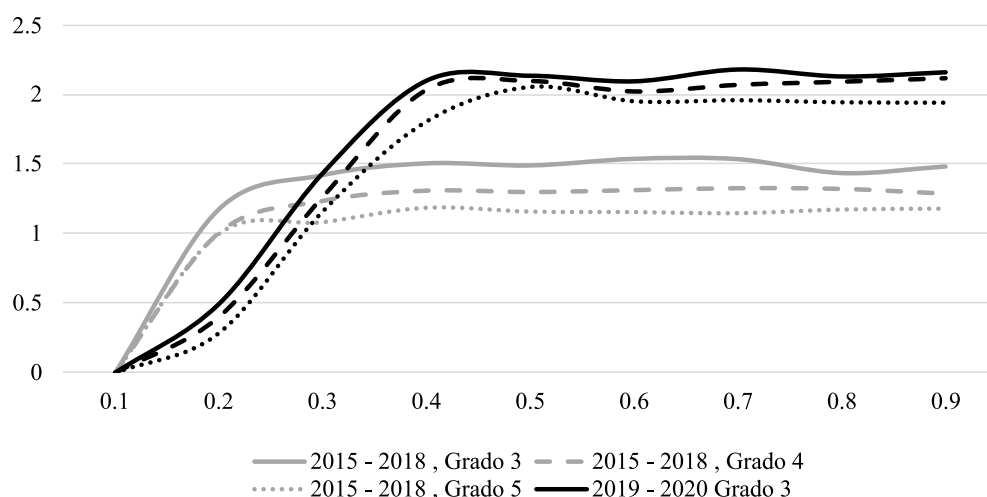
7.4. Grado medio de la red bancaria

El cuarto y último ejercicio de simulaciones estudia la influencia que tiene el nivel de interconexión dentro de la red del sistema bancario; o mejor dicho, cómo se relaciona el nivel del

riesgo sistémico con el grado medio de la red. Tal como se mencionó, el análisis se realiza únicamente para cuando el shock inicial es dirigido a un banco de carácter grande, y se dividen en el período previo a 2019, y el período 2019 – 2020; así también se emplea el uso de redes tanto homogéneas como heterogéneas, para grados medios de 4 y 5.

La Figura 11 muestra el comportamiento entre el efecto del riesgo sistémico sobre la banca y la severidad del shock inicial dirigido a un banco grande, para seis diferentes casos que se combinan entre redes de grado medio 3, 4 y 5, y los dos períodos mencionados previamente.

FIGURA 11: Cantidad de bancos en quiebra como función de la severidad del shock inicial, para los diferentes grados



Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Banco que recibe el *shock* inicial, quien toma el valor de “Grande”
Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 11 se puede señalar que los resultados presentados para las redes de grado 3, 4 y 5, durante un mismo período de tiempo, tienden a variar en un sentido inverso al valor de este grado medio; es decir, que entre mayor sea el grado medio de la red bancaria, menor será el nivel de riesgo sistémico.

Lo anterior, va en línea con lo señalado por Allen & Gale (2000) respecto a la estructura completa del sistema, de la cual menciona que permite al shock inicial ser absorbido por todo el sistema, reduciendo así la distribución del shock a menores porciones. No obstante, a diferencia de estos autores, el presente estudio encuentra una relación no tan fuerte, lo cual podría ser explicado por el reducido número de bancos existentes en el sistema. Por otra parte, la diferencia entre los dos períodos de tiempo es la misma de la que ya se ha venido hablando en cada ejercicio.

7.5. Efecto en el Balance del Sistema Bancario Nacional

Hasta ahora, se ha analizado únicamente el efecto del riesgo sistémico sobre el sistema bancario a través del promedio de bancos que quiebran al final del proceso de contagio de un shock inicial; no obstante, esta medida considera a cada banco como una unidad por igual, ignorando el caso de que las implicaciones de la quiebra de un banco grande son más graves que si se tratara de un banco pequeño.

En base a lo anterior, la presente subsección persigue estimar el porcentaje en el que se reducen las cuentas del balance del sistema bancario nacional producto de un shock inicial en un banco grande, que permita la quiebra de éste y el posible contagio dentro de la red.

Las cuentas del balance a analizar son las correspondientes al nivel de depósitos totales, exposición interbancaria y patrimonio; donde el nivel de activos se puede analizar a través de la identidad contable del balance ($Activos = Pasivos + Capital$). Así mismo, es preciso mencionar que estos efectos sobre las diferentes cuentas del balance, se miden a través del nivel correspondiente a cada cuenta a fin del proceso de contagio, como porcentaje del nivel correspondiente a cada cuenta previo al shock inicial que produce tal contagio.

Para el ejercicio de simulaciones se tomaron en cuenta los tipos de redes tanto homogéneas como heterogéneas, ambas de grado medio 4; así mismo, se evaluó únicamente el caso cuando el shock inicial es atribuido a un banco grande. Por último, en línea con los resultados del primer ejercicio, este análisis es dividido en el promedio del período comprendido entre 2015 y 2018, y el promedio del período comprendido entre 2019 y 2020.

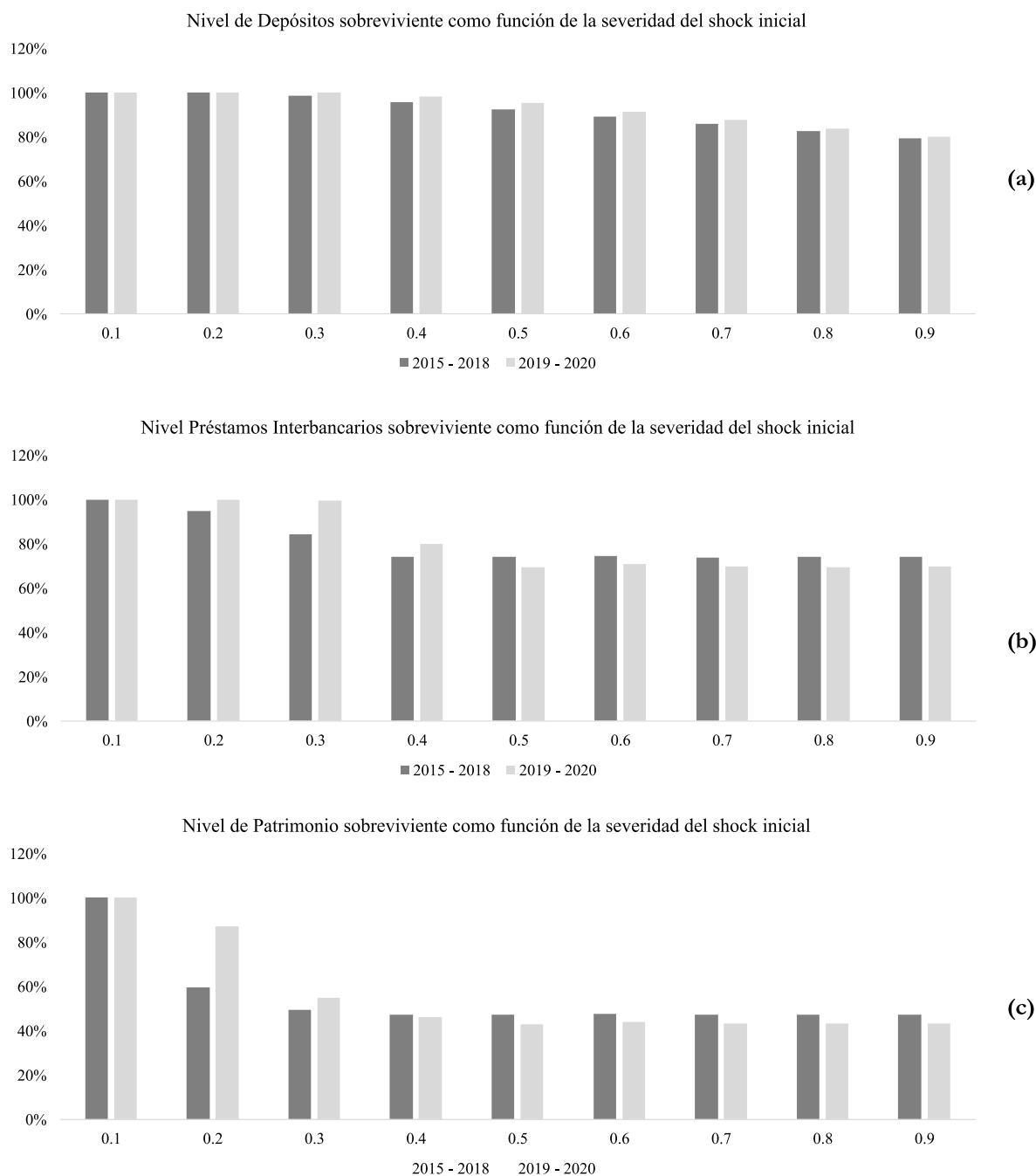
De la Figuras 12, las secciones “a”, “b” y “c” corresponden a las medidas del efecto en las cuentas de depósitos, exposición interbancaria y patrimonio, respectivamente. Tal como se puede apreciar, la cuenta más afectada a causa del contagio provocado por los shocks iniciales es el patrimonio del sistema, puesto que esta cuenta es siempre la primera en confrontar el shock ocurrido en cualquier banco (o también las pérdidas recibidas).

La sección “a” de la Figura 12 muestra que el nivel de depósitos del sistema bancario puede reducirse hasta un nivel de 79 por ciento, dado un shock inicial con severidad del 90 por ciento; destacando así, el alto nivel de resiliencia de los depósitos ante posibles quiebras de un banco grande. Lo anterior es importante por la simple implicancia de que, dado el peor escenario sobre quiebra de un banco grande, el sistema es capaz de mantener el 80 por ciento de los depósitos a salvo, permitiendo que los costos incurridos por el gobierno para salvaguardar el dinero de los depositantes¹⁸ sean relativamente menores.

También es importante señalar que, el efecto del riesgo sistémico sobre la reducción del nivel de los depósitos, en general se ha reducido desde 2019; haciendo indicar pues, que la restructuración de las cuentas del balance del sistema ha favorecido a la seguridad de los depósitos de los agentes económicos en el país.

¹⁸En este caso, el marco de acción del Fondo de Garantías de Depósitos

FIGURA 12: Efecto del riesgo sistémico sobre el balance del Sistema Bancario Nacional



Nota: Basado en 100 simulaciones para cada combinación de parámetros y años, a excepción del Tipo de Banco que recibe el *shock* inicial y Grado medio, quienes toman el valor de “Grande” y 4, respectivamente.
Fuente: Elaboración propia.

Consecuentemente, la sección “b” de la Figura 12 muestra que el nivel de exposición interbancaria dentro sistema puede llegar a reducirse hasta un nivel de 69 por ciento de la exposición interbancaria inicial, a partir un nivel de severidad de 50 por ciento a más.

Contrario al caso del nivel de depósitos, se observa que a partir de un nivel de severidad de

50 por ciento, se da un cambio entre la comparativa de las pérdidas incurridas en los dos períodos analizados; destacando que, niveles de severidad mayores al 50 por ciento, permiten una mayor sensibilidad sobre el efecto del riesgo sistémico en la exposición interbancaria para el período comprendido entre 2019 y 2020.

Por último, la sección “c” de la Figura 12 muestra que, a partir de un nivel de severidad 40 por ciento, el patrimonio del sistema bancario puede llegar a reducirse hasta un mínimo de 43 por ciento del nivel previo al proceso de contagio. Así mismo, es importante señalar que a partir de este mismo nivel de severidad de 40 por ciento, se marca una diferencia entre la comparativa de las pérdidas incurridas en los dos períodos analizados; destacando que, para niveles de severidad altos, el efecto del riesgo sistémico sobre el patrimonio se vuelve mayor en 2019-2020.

8. Conclusiones

Los resultados obtenidos en el presente estudio miden el efecto del riesgo sistémico en el sistema bancario de Nicaragua, y describen la forma en que este efecto se comporta en dependencia de la variación de sus parámetros claves. Se encontró que el riesgo sistémico de la banca nacional ha aumentado a partir del año 2019, lo que indica un sistema bancario vulnerable ante posibles shocks que podrían llevar a la quiebra a una de sus instituciones.

Así mismo, se ha determinado que el riesgo sistémico responde únicamente a quiebras asociadas a uno de los tres bancos principales (BANPRO, BAC y LAFISE), lo cual puede ocasionar la quiebra de hasta un máximo de tres instituciones, una vez terminado el proceso de contagio. Por otra parte, la pérdida transmitida de la quiebra asociada a un banco pequeño, por mayor que sea el grado de severidad de su *shock*, siempre es absorbida por el resto de bancos del sistema

En lo que respecta al tipo de red con que se modela el sistema bancario, se encontró que independientemente de si la red es homogénea o heterogénea, los resultados sobre el riesgo sistémico en Nicaragua seguirán siendo iguales. No obstante, al analizar el comportamiento en dependencia del grado medio de la red bancaria, se ha determinado que entre mayor sea el nivel de interconexión en la red bancaria, menor será el nivel de riesgo sistémico; lo cual va en línea con los resultados del modelo teórico propuesto por [Allen & Gale \(2000\)](#).

Por último, al analizar el efecto del riesgo sistémico sobre las cuentas del balance general del sistema bancario, se encontró que la restructuración de las cuentas a partir de 2019 ha favorecido a la seguridad de los depositantes.

Se asume el supuesto de no intervención del gobierno, a fin de medir el nivel de resiliencia de la banca en Nicaragua. No obstante, múltiples mecanismos podrían ser utilizados para minimizar el riesgo sistémico; por ejemplo, el uso efectivo del encaje legal en BCN, el cual permitiría una holgura de 15 por ciento en la capacidad de un banco para absorber un *shock* inicial. Por tanto, si en promedio, la quiebra de un banco particular induce a la quiebra de

otro a partir de un nivel de severidad del shock inicial de 30 %, haciendo uso del encaje legal, este límite de severidad aumentaría a 45 %.

Es necesario destacar que, si bien, las redes aleatorias de Poisson es el modelo más simple para representar las redes del mundo real, los hallazgos obtenidos en este estudio representan un punto de partida en materia de discusión y análisis sobre la medición del riesgo sistémico en la banca de Nicaragua; por tanto, se insta al desarrollo de futuros análisis en esta índole, incluyendo mejores modelos o simplemente evaluando la red bancaria real del país.

Referencias

- Allen, F. & Gale, D. (2000), 'Financial contagion', *Journal of political economy* **108**(1), 1–33.
- Ansorena, C. (2007), *Competencia y regulación en la banca: el caso de Nicaragua*, CEPAL.
- Boss, Michael y Elsinger, H. y. S. M. y. T. S. y. o. (2004), 'An empirical analysis of the network structure of the austrian interbank market', *Financial Stability Report* **7**, 77–87.
- Dasgupta, B. & Kaligounder, L. (2014), 'On global stability of financial networks', *Journal of Complex Networks* **2**(3), 313–354.
- Diamond, Douglas W y Dybvig, P. H. (1983), 'Bank runs, deposit insurance, y liquidity', *Journal of political economy* **91**(3), 401–419.
- Eisenberg, Larry y Noe, T. H. (2001), 'Systemic risk in financial systems', *Management Science* **47**(2), 236–249.
- Erdős, P. & Rényi, A. (1959), 'On cantor's series with convergent', *qn Ann. Univ. Eötvös de Budapest Sect. Math* **2**, 93–109.
- Gai, Prasanna y Kapadia, S. (2010), 'Contagion in financial networks', *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences* **466**(2120), 2401–2423.
- Gleeson, J. P., Hurd, T., Melnik, S. & Hackett, A. (2012), Systemic risk in banking networks without monte carlo simulation, *in* 'Advances in network analysis and its applications', Springer, pp. 27–56.
- Hoggarth, G., Reis, R. & Saporta, V. (2002), 'Costs of banking system instability: some empirical evidence', *Journal of Banking & Finance* **26**(5), 825–855.
- Huberman, B. (2001), 'The laws of the web', *MIT Press* .
- Jeong, Hawoong y Tombor, B. y. A. R. y. O. Z. N. y. B. A.-L. (2000), 'The large-scale organization of metabolic networks', *Nature* **407**(6804), 651–654.
- Klinger, Tomáš, T. P. y. o. (2014), 'Systemic risk of the global banking system-an agent-based network model approach', *Prague Economic Papers* **23**(1), 24–41.

- May, Robert M y Arinaminpathy, N. (2009), 'Systemic risk: the dynamics of model banking systems', *Journal of the Royal Society Interface* **7**(46), 823–838.
- Newman, M. E. y. o. (2003), 'Random graphs as models of networks', *Handbook of graphs and networks* **1**, 35–68.
- Nier, E., Yang, J., Yorulmazer, T. & Alentorn, A. (2007), 'Network models and financial stability', *Journal of Economic Dynamics and Control* **31**(6), 2033–2060.
- Peydró-Alcalde, J. L. (2006), 'Financial contagion in interbank markets', *Suscripción anual* p. 153.
- Scott, J. (2000), *Social network analysis: A Handbook*, Vol. 1, 2 edn, England Sage.
- Sierra Juárez, G. (2017), 'Análisis de contagio en el sistema financiero mexicano combinando el modelo de merton y redes aleatorias', *Contaduría y administración* **62**(1), 44–63.
- Solomonoff, R. & Rapoport, A. (1951), 'Connectivity of random nets', *The bulletin of mathematical biophysics* **13**(2), 107–117.
- Upper, Christian y Worms, A. (2004), 'Estimating bilateral exposures in the german interbank market: Is there a danger of contagion?', *European economic review* **48**(4), 827–849.
- Wells, S. J. (2002), 'Uk interbank exposures: systemic risk implications'.

Anexos

Tabla A1. Glosario de terminología de teoría de redes

Término	Concepto
Vértice	Es la unidad fundamental de una red, también llamado nodo.
Enlace	La línea que conecta dos vértices.
Enlace directo	Un enlace es directo si este se mueve en una sola dirección (como un camino de una sola vía entre dos puntos). Los enlaces directos se pueden pensar como unas flechas indicando su orientación. Una red es directa, si todos sus enlaces son directos.
Grado	El número de enlaces conectados a un vértice. Una red directa tiene un grado de entrada y un grado de salida para cada vértice, los cuales son los números de enlaces que vienen y que van, respectivamente.
Componente	La componente a la que un vértice pertenece es el conjunto de vértices que pueden ser alcanzados por éste particular a través de los caminos trazados por los enlaces de la red.

Fuente: Basado en [Newman \(2003\)](#).