



**Riesgo de contagio en el mercado interbancario colombiano ante choques de liquidez.  
Un estudio de redes**

Contagion risk in the Colombian interbank market in liquidity shocks.  
A network study

Por  
Eliana Catalina Rodríguez Arango<sup>1</sup>

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener el título de  
Magíster en Administración Financiera

Asesor docente  
Germán Adolfo Peña Higuavita

Universidad EAFIT  
Escuela de Finanzas, Economía y Gobierno  
Maestría en Administración Financiera – MAF  
Bogotá  
2024

---

<sup>1</sup> [ecrodrigua@eafit.edu.co](mailto:ecrodrigua@eafit.edu.co)

© 2024 por Catalina Rodríguez.  
Todos los Derechos Reservados.

## **Resumen**

Teóricamente, un sistema financiero que se encuentra altamente concentrado por el nivel de transacciones interbancarias realizadas por un grupo de agentes es más sensible al llamado “riesgo de contagio”, dado que la distribución de liquidez será menos eficiente. De ahí surge el propósito de la presente investigación: analizar la estructura del mercado interbancario en Colombia y determinar el riesgo de contagio ante choques de liquidez. Para ello, aplicando la teoría de grafos y mediante el uso de Graph Machine Learning, con base en las transacciones interbancarias *overnight* realizadas por 28 bancos comerciales entre enero de 2018 y diciembre de 2019, y entre enero de 2021 y diciembre de 2022, se espera poder determinar qué tan concentrado se encuentra el mercado interbancario colombiano y su resiliencia en períodos de estrés.

*Palabras claves:* mercado interbancario, riesgo de contagio, liquidez, teoría de redes.

## **Abstract**

Theoretically, a financial system that is highly concentrated due to the level of interbank transactions carried out by a group of agents is more sensitive to the so-called “contagion risk”, given that the distribution of liquidity will be less efficient. From this situation arises the purpose of this research: analyze the structure of the interbank market in Colombia and determine the risk of contagion in the event of liquidity shocks. For this purpose, by applying graph theory and using Graph Machine Learning, based on overnight interbank transactions performed by 28 commercial banks between January 2018 and December 2019, and between January 2021 and December 2022, it is expected to determine how concentrated the Colombian interbank market is and its resilience in stress periods.

*Keywords:* Interbank market, contagion risk, liquidity, network theory.

## Contenido

1.	Introducción .....	1
2.	Marco teórico .....	3
2.1.	La liquidez y el riesgo de contagio interbancario.....	3
2.2.	El mercado interbancario en Colombia .....	6
2.3.	La teoría de redes como método para evaluar la estructura interbancaria.....	8
2.3.1.	Medición de una red .....	11
3.	Metodología .....	16
3.1.	Datos .....	16
3.1.1	Normalización de la data .....	17
3.2.	Creación del grafo .....	19
4.	Resultados .....	23
4.1	La red interbancaria en Colombia .....	23
4.1.1	Conectividad .....	29
4.1.2	Distribución .....	30
4.1.3	Segmentación.....	34
4.2	El mercado interbancario colombiano y el riesgo de contagio.....	36
5.	Conclusiones y recomendaciones .....	40
	Referencias .....	42

## Índice de tablas

Tabla 1. Ejemplo de una matriz de conexiones bilaterales para transacciones interbancarias .....	20
Tabla 2. Delta de las métricas para los tres bancos más influyentes.....	37
Tabla 3. Métricas de los bancos afectados antes y después del choque.....	39

## Índice de figuras

Figura 1. Proceso de contagio .....	4
Figura 2. Ejemplo de una red de fútbol creada a partir de Graph Machine Learning.....	10
Figura 3. Operaciones del mercado monetario en 2023 .....	23
Figura 4. Interacciones en el mercado interbancario.....	25
Figura 5. Reciprocidad promedio.....	30
Figura 6. Evolución del grado de centralidad de entrada y de salida.....	31
Figura 7. Grado de centralidad de cercanía promedio .....	32
Figura 8. Centralidad de intermediación para los principales bancos.....	34
Figura 9. Subred de bancos que forman triángulos .....	35

## 1. Introducción

El *riesgo de contagio* se define como el problema que enfrenta una entidad financiera cuando su demanda de liquidez no es satisfecha en el mercado interbancario a causa de choques de liquidez en las demás entidades (Estrada & Morales, 2008). Dado que las instituciones financieras están fuertemente interconectadas por las transacciones interbancarias, aquellas más vulnerables se verán más expuestas a dicho riesgo; un ejemplo de ello ocurrió durante la burbuja inmobiliaria en 2008 con la quiebra de Lehman Brothers, el cuarto banco más grande de Estados Unidos para ese momento, que tuvo un impacto significativo en el sistema financiero global llevando a la quiebra de algunos bancos, además de otros que tuvieron que ser intervenidos por los Gobiernos o adquiridos por otras entidades. Quince años más tarde, tras la crisis sanitaria causada por la pandemia, nuevamente el sistema financiero se encontró en zozobra ante el colapso en bancos de Estados Unidos, que inició con la caída de Silicon Valley Bank (SVB) en marzo de 2023 y tuvo un efecto cascada sobre otras entidades como Credit Suisse, el segundo banco más grande de Suiza, así como Signature Bank y First Republic Bank, este último adquirido por JP Morgan en mayo de ese año.

Esta situación demuestra que el hecho de que las entidades financieras mantengan cierta estabilidad individual o una sólida base de liquidez no garantiza que, ante choques económicos, las dificultades de una institución en particular no puedan propagarse al resto del sistema bancario; de ahí, entonces, que en los últimos años se haya prestado especial atención al impacto de los choques económicos en dicho sistema y profundizado en la importancia de analizar su estructura.

Con la actualidad macroeconómica mundial y un país como Colombia cercano a la recesión al momento en que se realiza esta investigación (mayo de 2024), es de interés evaluar el panorama del sistema y proveer recomendaciones ante una posible crisis del mercado. Por esta razón, el

objetivo de la presente investigación es intentar dar respuesta a la pregunta de cuál es el riesgo de contagio en el sistema interbancario colombiano ante choques de liquidez. Para alcanzar dicho objetivo se pretende, en primer lugar, evaluar la estructura del sistema bancario colombiano, medir sus conexiones interbancarias e identificar la relación entre la estructura de la red y el riesgo de contagio interbancario, para, finalmente, determinar el llamado “efecto contagio” en el sistema ante choques de liquidez.

De esta manera, al evaluar las posibles respuestas de los bancos en Colombia frente a estos choques, de existir vulnerabilidad en el sistema se podrían considerar las medidas pertinentes para evitar un efecto dominó, como ya ha ocurrido en otros países donde no solo se han visto afectados los bancos, sino también los ahorradores, el sector real y la economía en general.

## 2. Marco teórico

### 2.1. La liquidez y el riesgo de contagio interbancario

Se define como *liquidez* la facilidad con la que un activo puede convertirse en efectivo en el corto plazo, así como la habilidad que tiene una entidad financiera para responder por sus obligaciones y por la demanda de fondos de sus clientes. El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Basel Committee on Banking Supervision, BCBS, 2000) afirmó que la liquidez es la capacidad que tienen las entidades de financiar aumentos de activos y cumplir con las obligaciones a medida que estas vencen. De esta manera, uno de los principales objetivos de los bancos es la creación de liquidez en sus hojas de balance, que se convierte a su vez en un gran riesgo, puesto que la iliquidez es una de sus mayores fuentes de vulnerabilidad e insolvencia. (Béchir *et al.*, 2024)

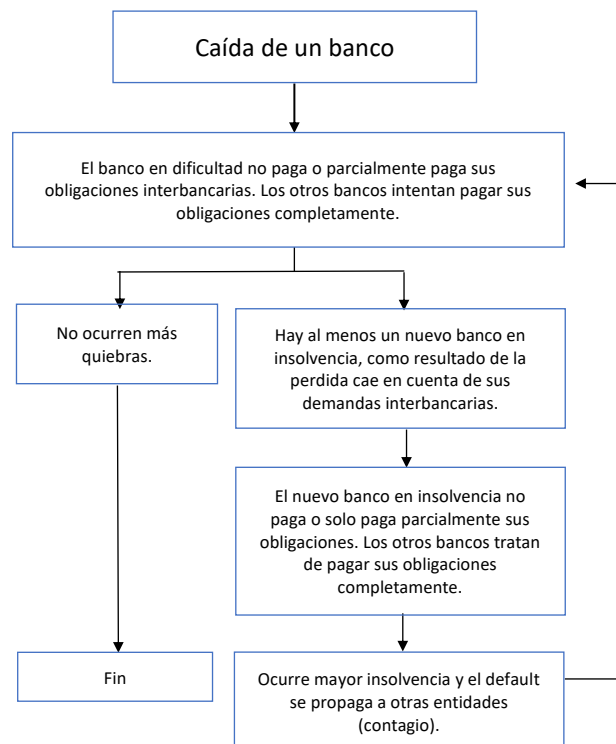
Existen dos tipos de insolvencia: 1) la “normal”, en la cual un banco pasa a ser insolvente debido a la imposibilidad de sus deudores por pagar sus obligaciones, por lo que, aunque liquidara todos sus activos no tendría la capacidad para responder a la totalidad de sus ahorradores; y 2) la llamada “insolvencia de flujo de caja”, o iliquidez, que ocurre porque, por alguna razón, las personas comienzan a retirar masivamente sus depósitos de un banco, a lo que este debe disponer de sus reservas de efectivo o buscarlo a través de préstamos con otros bancos o, incluso, de sus reservas en los bancos centrales.

Hasta ese momento, el banco puede continuar solvente; sin embargo, como lo señalaron Allen y Gale (2000), si el escenario persiste, sus pares frenarán los préstamos al banco (o bancos) afectado, pues no estarán dispuestos a caer también en quiebra, por lo cual no le será posible obtener más efectivo y, como último recurso, tendrá que vender sus activos menos líquidos, por ejemplo, los bonos. El problema aquí radica en que, alcanzado este punto, el banco afectado requerirá los

recursos de inmediato, por lo que dichos activos perderán su valor en el mercado llevándolo a la insolvencia, puesto que el patrimonio de sus accionistas se ha perdido y sus pasivos son mayores.

Esto es lo que Barongo y Mbelwa (2024) definieron como *riesgo de liquidez*, que puede tener fuertes implicaciones en el mercado —incluyendo el colapso de un banco— y, a su vez, afectar a otros bancos por el efecto contagio [Figura 1]. El efecto contagio es considerado como una de las grandes preocupaciones particularmente en la banca, puesto que, ante un choque adverso, la caída de uno o varios bancos puede transmitirse como un efecto dominó no solo al sistema bancario, sino también al sistema financiero y a la economía por lo cual el riesgo de contagio puede conocerse también como *riesgo sistémico*. (Kaufman, 1994)

Figura 1. Proceso de contagio



Fuente: elaboración de la autora a partir de Smaga (2014).

Baldo *et al.* (2022) señalaron que los bancos tienen diversas maneras de obtener liquidez, por ejemplo, a través de las reservas del banco central, invirtiendo en bonos del Gobierno, o mediante préstamos en el *mercado interbancario*; que se define como el espacio en el cual interactúan las entidades financieras (bancos comerciales, cooperativas de crédito, bancos de inversión y compañías de financiamiento, entre otras) prestando y pidiendo prestados recursos entre ellas. Dado lo anterior, su importancia radica en que a través de estas operaciones se distribuyen eficientemente los recursos líquidos asegurando la estabilidad del sistema financiero. (Cardozo Ortiz *et al.*, 2016)

El mercado interbancario funciona como una red de intercambio, organizado siguiendo una estructura núcleo-periferia que ubica en el núcleo a los bancos más conectados —los llamados “key players”, de los cuales depende la distribución de efectivo—, es decir, a los que se hacen préstamos entre sí y a su vez son intermediarios entre aquellos que no tienen interconexiones o que no se hacen préstamos; en otras palabras, los que están en la periferia. (Pagliacci & Peña, 2017)

De ahí nace la importancia de identificar cuáles son estos jugadores clave, pues, según la literatura, estos pueden tender a obstaculizar la distribución eficiente de efectivo, una acción que podría tener un impacto negativo en la oferta bajo períodos de estrés. (Liberati *et al.*, 2015)

A raíz de la crisis financiera de 2008 se ha prestado gran importancia al estudio de los mercados interbancarios, puesto que se evidenció la fragilidad del sistema para salvaguardar las entidades con necesidades de liquidez: el mayor canal de *contagio financiero*. En este punto se pueden identificar dos tipos de contagio financiero: 1) vía depósitos interbancarios; y 2) vía líneas de crédito (Mourad *et al.*, 2022). La presente investigación se centra en el primer tipo.

A fin de ahondar en este tema es importante identificar la *estructura interbancaria* del mercado para determinar la propagación del contagio financiero en fallas o quiebras de los bancos. Según Allen y Gale (2000), existen dos tipos de estructuras interbancarias: completa e incompleta,

donde la probabilidad de contagio de la segunda es menor que en la primera. Es así como los autores concluyeron que una óptima conectividad del sistema interbancario, dada la cantidad de conexiones, puede minimizar el impacto en el mercado si el choque es pequeño, pues el riesgo logra dispersarse entre las instituciones; sin embargo, lo contrario podría suceder si los choques son grandes, puesto que el riesgo de *default* aumenta. (Capera Romero *et al.*, 2013)

## **2.2. El mercado interbancario en Colombia**

En Colombia, la liquidez del mercado y su eficiencia se miden principalmente a través de los instrumentos de deuda pública TES (títulos de tesorería) y, otra parte importante, mediante las operaciones en el mercado monetario. Este último incluye dos segmentos:

- 1) El mercado colateralizado (garantizado), tales como repos, simultáneas, transferencia temporal de valores (TTV), y los fondos inter-asociados. Estas operaciones se realizan a través de los sistemas de negociación como el Sistema Electrónico de Negociación (SEN) y el Mercado Electrónico Colombiano (MEC) o por conducto del mercado *over-the-counter* (OTC).
- 2) El mercado no colateralizado (no garantizado), o de fondos interbancarios que se pactan por teléfono. Aunque es posible realizar operaciones a plazos superiores a un día, en su gran mayoría se realizan a un plazo de un día y son llamadas *overnight*, pues se vencen el siguiente día hábil a la fecha en que se pactaron y se negocian a la *tasa interbancaria* (TIB), es decir, la tasa promedio ponderada por monto de estas transacciones. (Meneses & Sánchez, 2020)

En línea con el estudio realizado por Cardozo *et al.* (2011), la presente investigación se centra en el *mercado no colateralizado*, en tanto sus operaciones se realizan de forma directa, por lo que, contrario al mercado colateralizado, se conocen las partes involucradas. Adicional a ello, las

transacciones en este mercado obedecen a necesidades de liquidez principalmente de los bancos — el interés de la presente investigación—, mientras que los repos y las simultáneas pueden estar motivadas por cuestiones de rentabilidad y manejo de portafolio.

Teniendo en cuenta que el mercado interbancario juega un importante papel frente al manejo de la liquidez de las entidades financieras y se caracteriza por realizar operaciones principalmente de corto plazo —comúnmente de un solo día—, es indispensable analizar su estructura y evaluar las propiedades de sus interconexiones como un mecanismo para monitorear su eficiencia ante posibles escenarios de crisis como el ocurrido en 2008, puesto que el mecanismo de distribución puede fallar en su objetivo de proveer liquidez (Capera Romero *et al.*, 2013) y resultar en un posible contagio.

En Colombia, sin embargo, son pocos los estudios realizados sobre el mercado interbancario y el riesgo de contagio y, en muchos casos, su aplicación data de años atrás. Ejemplo de ello es el estudio llevado a cabo por Estrada y Morales (2008), que evaluaron la estructura del mercado a partir de una simulación para determinar el riesgo de contagio ante choques de liquidez. Los autores emplearon una simulación y un modelo de redes para representar la estructura del mercado interbancario entre 2005 y 2007, y concluyeron que es similar a una estructura completa en la cual se reduce el riesgo de contagio, un efecto contrario a los resultados de la simulación en la que el riesgo de contagio mostró un comportamiento creciente.

Por su parte, Capero Romero *et al.* (2013) realizaron un estudio sobre las relaciones crediticias y el riesgo de contagio en el mercado interbancario no colateralizado colombiano, donde, simulando un escenario de poca liquidez, concluyeron que las entidades financieras tienden a concentrar sus operaciones en un número reducido de acreedores y deudores, lo que hace que el sistema sea vulnerable al riesgo de contagio.

Más recientemente, Hurtado Guarín (2016) buscó evaluar qué tan expuesto estaba el mercado monetario colombiano (colateralizado y no colateralizado) al riesgo de contagio. En primer lugar, a través de un análisis de redes con el modelo de redes autorregresivas, el autor estimó el grado de contagio y la manera como se propagaban los choques en el mercado monetario; para ello evaluó tanto la topología de la red como la interconexión entre los balances de las entidades financieras que interactúan en este mercado, y encontró que mostraba una estructura en la que la mayoría de los agentes tenían pocas conexiones, lo que lo hacía robusto a choques aleatorios de liquidez. Al mismo tiempo, el autor identificó que existía un grupo altamente conectado que lo hacía susceptible al riesgo de contagio de los choques que experimentaban los agentes con muchas interconexiones.

En suma, el recorrido por la literatura expuesto evidencia que, aunque son diversos los modelos aplicados tanto en los estudios locales como internacionales, ha predominado el uso de la teoría de redes y su tipología para analizar tanto la estructura interbancaria como las interconexiones entre las distintas entidades dentro del sistema como el primer paso hacia la evaluación de la estabilidad del mercado y su vulnerabilidad o resistencia frente al riesgo de contagio. De ahí que dicha aplicación sea la base metodológica para el desarrollo de la presente investigación.

### **2.3. La teoría de redes como método para evaluar la estructura interbancaria**

El estudio de la teoría de redes tuvo sus inicios en 1736 cuando Leonhard Euler quiso darle solución al Problema de los siete puentes de Königsberg —actualmente Kaliningrado, Rusia—; aunque el problema no tuvo solución, su planteamiento dio lugar a la *teoría de grafos*, que en 1940 fue empleada por primera vez como una herramienta para el análisis y la representación de las redes sociales —muy popular en esta teoría— por un grupo de matemáticos y psicólogos. (Al-Taie & Kadry, 2017)

El estudio de redes ha servido para entender y resolver cientos de problemas en diferentes ramas de la ciencia y la tecnología como las matemáticas, la biología, la física, las telecomunicaciones, la electrónica y los sistemas, así como también en las ciencias humanas y contextos sociales, y en estudios en psicología y el comportamiento humano. Dentro de ellas existe una gran variedad de aplicaciones de la teoría de redes, cuyo propósito es identificar patrones de comportamiento y de estructuras que permitan evaluar la robustez, estabilidad y eficiencia de un sistema, de lo cual se desprende la importancia de la aplicación y uso de esta teoría, cuyo éxito ha sido tan notorio que se ha extendido por múltiples disciplinas y estudios a nivel internacional.

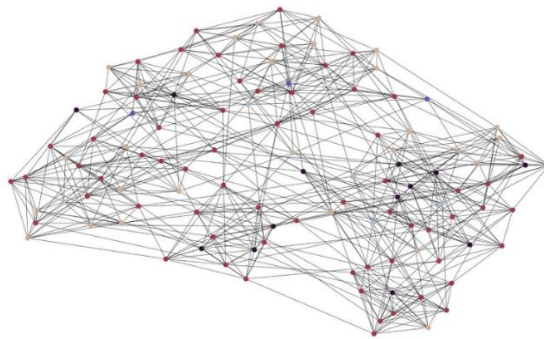
En el campo de las finanzas en particular, la teoría de redes ha sido acogida fuertemente para el estudio de las redes interbancarias, y su aplicación se ha incrementado a lo largo de los años en muchos países, principalmente a raíz de la crisis de 2008 y la preocupación por evaluar el riesgo sistémico. Si bien los primeros estudios datan de hace más de dos décadas, con elementos mayormente teóricos —por ejemplo, Furfine (1999a; 1999b) para Estados Unidos—, en la práctica se resaltan los estudios de Gai y Kapadia (2010) con su modelo analítico de contagio en las redes financieras, aplicando técnicas estadísticas sobre la teoría de redes. En la misma línea, Bardoscia *et al.* (2015) estimaron el impacto de los choques en las redes financieras, enfocado en la iteración de las hojas de balance de los bancos europeos; Pagliacci y Peña (2017) estudiaron la estructura del mercado interbancario venezolano mediante un modelo de redes de núcleo-periferia; y Forte (2019) realizó un análisis topológico de las redes para estudiar el mercado interbancario *overnight* argentino aplicando la teoría de grafos.

A fin de entender la teoría de redes se parte del supuesto de que una red se compone de dos o más objetos —también llamados “vértices” o “nodos”— que están conectados por un tipo de enlace —“aristas” o “arcos”—, formando entre sí una especie de estructura por la que pueden circular flujos de información, energía o personas [Figura 2]. De esta teoría parte el concepto de

*grafo* —la representación de dichos objetos dentro de una red—, que se define como un conjunto de puntos y de relaciones entre pares de puntos. Esta formación de grafos permite identificar la estructura de la red que se está evaluando. (Madrid Soto & Ortiz López, 2005)

Las relaciones entre los nodos de una red pueden variar en intensidad, en tanto puede haber enlaces más fuertes que otros y, a su vez, que exista más de una sola relación.

Figura 2. Ejemplo de una red de fútbol creada a partir de Graph Machine Learning (GML)



Fuente: Carazo & Amat (2023).

Lior (2022) definió dos tipos de grafos: el *grafo dirigido* —llamado también “directo”— y el *grafo no dirigido* —“indirecto”—. Los primeros son aquellos donde existe una conexión entre dos objetos en una sola vía, es decir, los enlaces son directos con la dirección de un arco  $\{u, v\}$  que se lee de izquierda a derecha o de la cola  $u$  a la cabeza  $v$ , por lo cual la relación es asimétrica. Para este tipo de relación, la literatura define el grafo como *dígrafo*. Por su parte, los grafos no dirigidos (indirectos) se dan cuando las conexiones son en doble vía (relación mutua) y, por tanto, no hay un orden en los vértices que definan un enlace y, en este caso, juegan un rol opuesto de cabeza y cola para los respectivos arcos.

Otros autores también han descrito grafos de peso, planos, ortogonales, en cuadrículas o algunos que muestran la información de manera diferente: grafos simples, regulares, completos, mixtos, multígrafos y de medias aristas, entre otros.

En todos los casos, estos tipos de grafos se clasifican a su vez en función de las características de sus vértices y enlaces —por ejemplo, el grado de un vértice, la distancia entre cada par de nodos o la distribución de sus grados—, es decir, la cantidad de vínculos que tiene cada nodo y en qué grado están interconectados. No obstante, su interpretación variará dependiendo de si el tipo de relación es dirigida o no dirigida.

Dichas características se derivan principalmente de diversas herramientas de medición empleadas en la teoría de grafos, que serán fundamentales para el análisis de la estructura de la red interbancaria objeto de esta investigación.

### **2.3.1. Medición de una red**

Las medidas topológicas de una red permiten describir sus propiedades y estructura a través de las características propias de las interconexiones que surgen entre las partes que intervienen en un sistema u operación.

Al-Taie y Kadry (2017) clasificaron las herramientas de medición en tres categorías: 1) conectividad, que se refiere a la habilidad con la que se puede mover de un nodo a otro; 2) distribución, que mide la distancia entre dos puntos; y 3) segmentación de la red, que visualiza el agrupamiento o jerarquía de la red. Para el desarrollo de la presente investigación se definirán las medidas más relevantes que aplican para el caso de estudio.

## 1) Conectividad

### *Densidad*

Dentro de las medidas para evaluar la conectividad del grafo, la *densidad* sirve para determinar en qué grado está conectado un nodo con otro e identificar si la red que se está evaluando es completa, es decir, una red en la que cada par de nodos está conectado por un enlace, por lo cual este tendrá una densidad igual a 1, donde  $m = |E|$  es el número de enlaces en  $G$ , y el número de enlaces es  $n(n - 1)/2$ .

Si por el contrario  $D(G)$  es igual a 0, la red no tiene ningún tipo de enlace, es decir, que el grafo es completamente disperso.

El rango de densidad estará entre 0 y 1 —o entre 0 y 100 %— y su medida estará dada por:

$$D(G) = \frac{2m}{n(n - 1)}$$

### *Reciprocidad*

La *reciprocidad* es un concepto exclusivo de los grafos dirigidos que calcula la medida en la que hay reciprocidad directa entre los enlaces de la red. Si un nodo  $A$  tiene una conexión dirigida hacia un nodo  $B$ , la reciprocidad busca determinar con qué frecuencia  $B$  también tiene una conexión dirigida hacia  $A$ . Este resultado puede tomar un valor entre 0 y 1, donde 0 indica que no hay reciprocidad —no hay enlaces bidireccionales con otros nodos— y 1 indica reciprocidad total — todos los enlaces son bidireccionales—.

## 2) Distribución

### *Grado de centralidad*

Las medidas de centralidad son muy importantes, en tanto permiten establecer los *key players* dentro de la red y determinar qué nodos ejercen mayor influencia sobre los demás.

El *grado de centralidad* se emplea para calcular la importancia de un nodo, que está determinada por el número de enlaces a los que el nodo está conectado directamente; por tanto, mientras mayor sea la cantidad de enlaces, más importante será este nodo y, asimismo, tendrá mayor impacto dentro de la red.

Para un nodo  $i$ , el grado de centralidad  $d(i)$  está dado por:

$$d(i) = \sum_j m_{ij}$$

Donde  $m_{ij} = 1$  si hay un *link* entre los nodos  $i$  &  $j$ , y  $m_{ij} = 0$  si no existe un *link*.

El valor se normaliza dividiendo el número de aristas de un nodo por el número máximo posible de aristas que podría tener:  $N - 1$ , donde  $N$  es el número de nodos en el grafo. Un valor de centralidad más alto indica que un nodo es más central, lo que sugiere que interactúa con muchos otros nodos.

### *Centralidad de cercanía*

Adicional al grado de centralidad, la *centralidad de cercanía* es importante para determinar las conexiones indirectas de un nodo con los demás nodos de la red. A través de esta medición se logra establecer qué tan rápido se propaga la información desde un solo nodo hacia los demás.

$$cCl(v) = \frac{1}{\sum_{u \in V} \text{dist}(v, u)}$$

Donde  $\text{dist}(v, u)$  es la distancia geodésica entre los vértices  $u, v \in V$ .

La centralidad de cercanía (*closeness*) puede oscilar entre 0 y 1, así:

0: representa un nodo que no está conectado a ningún otro nodo en la red, es decir, que está completamente aislado.

1: representa el valor máximo de centralidad de cercanía, al indicar que un nodo está directamente conectado a todos los demás nodos en la red con la distancia más corta posible.

### *Centralidad de intermediación*

Esta medida, también conocida como *betweenness*, describe qué tan importante es un nodo como conector entre diferentes redes; en otras palabras, representa el número de veces que un nodo necesita pasar vía cierto nodo para alcanzar a otro en la red. En este sentido, aquellos nodos con un nivel alto de intermediación ejercen control en el flujo de información a través de la red, ya que crean puentes entre los demás nodos. Su uso también es útil para determinar cómo se ve afectado un grafo y cómo la red puede romperse al remover estos nodos centrales.

### 3) Segmentación

#### *Coefficiente de clustering*

En tanto los nodos de una red se relacionan entre sí, dadas sus características, es posible agruparlos basándose en medidas de similitud. Este agrupamiento, o *clustering*, dependiendo de la red que se quiera evaluar, sirve para determinar ciertos rasgos dentro de ella y cuantificar en qué porcentaje se encuentra interconectado un nodo con sus vecinos; por ejemplo, en las redes sociales, el *clustering* se puede interpretar como la probabilidad de que dos amigos de una persona también sean amigos entre ellos.

El coeficiente de *clustering* ( $C$ ) de un nodo  $i$  puede tomar un valor entre 0 y 1, y está dado por:

$$C_i = \frac{\binom{k_i}{2}^{-1} T(i)}{k_i(k_i - 1)}$$

Donde  $T(i)$  es el número de triángulos en el nodo  $i$ , y  $k_i(k_i - 1)$  es el máximo número de posibles conexiones en los vecinos de  $i$ .

Si el resultado de  $C$  es alto, significa que la red está muy conectada para formar un clúster, es decir, que hay una alta tendencia a formar triángulos dentro de la red —un conjunto de tres nodos con al menos dos enlaces entre ellos—. Así, la medida de agrupamiento promedio de todos los vértices de la red se define por:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i \in V} C_i$$

Según la teoría, este coeficiente es importante en las redes interbancarias para el análisis de la estabilidad y el riesgo sistémico, puesto que, al existir clústeres altamente interconectados —por ejemplo, si el banco A tiene conexiones con los bancos B y C, el coeficiente de *clustering* de A será más alto si B y C también están conectados entre sí—, es posible que el riesgo de propagación y la transmisión de choques se intensifique a lo largo de la red.

### 3. Metodología

#### 3.1. Datos

Dentro del estudio de las redes interbancarias, Forte (2019) describió tres subconjuntos con los que se ha trabajado empíricamente: las exposiciones cruzadas mediante hojas de balance, las redes construidas a través de los sistemas de pagos, y las transacciones en los mercados de dinero interbancarios; al igual que este autor, la presente investigación utiliza el tercer subconjunto para el análisis de redes.

Por consiguiente, para la aplicación inicial del modelo se han empleado datos suministrados por la Superintendencia Financiera de Colombia (Superfinanciera), a partir de transacciones descritas como “fondos interbancarios” —del mercado no colateralizado— registradas entre enero de 2018 y enero de 2020, y entre enero de 2021 y diciembre de 2022, para los interbancarios activos y pasivos a un (1) día hábil (*overnight*). La razón de dividir el período de análisis es la de no alterar de manera significativa los resultados del modelo, dada la coyuntura de la pandemia que inició en marzo de 2020.

En el portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia, (alimentado por varias fuentes, entre ellas la Superfinanciera, es posible identificar el nombre de la contraparte, la fecha, la descripción, el valor de la tasa de interés pactada y el monto de la operación.

El mercado monetario colombiano comprende las transacciones realizadas por entidades bancarias, corporaciones financieras, compañías de financiamiento e instituciones oficiales especiales, también conocidas como “banca de segundo piso”. Sin embargo, a fin de tener una mayor robustez dentro del estudio, se han considerado las transacciones realizadas únicamente por las primeras —las entidades bancarias—, en tanto ellas representan cerca del 75 % del total

de las transacciones; de esta manera se evitarán nodos aislados que no aporten mayor significancia al análisis.

Buscando hacer comparables los resultados con los de otros trabajos relacionados con los mercados interbancarios internacionales, el conjunto de datos consta de 28 nodos que representan las entidades participantes, cuyos enlaces se forman fundamentalmente por las operaciones a un día hábil, *overnight* realizadas a tasa fija y en pesos (COP), lo que arroja un subconjunto de 12.554 operaciones, es decir, cada préstamo enviado del banco A al banco B.

Para incluir los atributos de los nodos y establecer la estructura de la red, el monto de cada operación se expresa en millones de pesos; y para obtener resultados más precisos y buscar construir redes más estables —dado que las redes diarias y mensuales son más volátiles y pueden generar ruido o aportar resultados analíticos poco significativos—, para la creación de cada grafo se toma un período muestral con datos semestrales.

### **3.1.1 Normalización de la data**

Si bien dentro del conjunto de datos es posible identificar los fondos interbancarios activos y pasivos para cada banco, existe una restricción en las transacciones, ya que estas se reflejan en montos totales diarios por entidad, por lo cual, con el propósito de optimizar su distribución se recurre a la aplicación del modelo de asignación interbancaria, cuyo objetivo es asegurar que los fondos se distribuyan de manera eficiente, respetando las proporciones de necesidad y disponibilidad, es decir, los montos diarios transados. De esta manera se incorpora un mecanismo que penalice concentraciones de asignaciones que puedan introducir riesgos sistemáticos. Para ello se procede a expresar la formulación matemática descrita a continuación:

### *Variables*

$X_{ij}$ : cantidad de dinero prestada del banco  $i$  (activo) al banco  $j$  (pasivo).

### *Parámetros*

$M_i$ : monto disponible del banco  $i$  en un día dado.

$N_j$ : necesidad de fondos del banco  $j$  en un día dado.

$T_p$ : total de pasivos registrados en un día dado.

$T_a$ : total de activos disponibles en un día dado.

$\epsilon$ : tolerancia permitida en la satisfacción de las necesidades de los pasivos.

### *Función objetivo*

Consiste en minimizar la suma total de los préstamos, ajustada por un factor de riesgo, para evitar la concentración excesiva de asignaciones. Su función está dada por:

$$\sum_{i \in A} \sum_{j \in P} X_{ij} + \text{peso\_riesgo} \cdot \sum_{j \in P} r_j$$

Donde  $r_j$  es una variable que mide el riesgo de concentración para el banco  $j$ .

### *Restricciones*

1) Satisfacción de los pasivos:

Para cada banco pasivo  $j$

$$(1-\epsilon) \cdot \frac{N_j}{T_p} \cdot T_a \leq \sum_{i \in A} x_{ij} \leq (1+\epsilon) \cdot \frac{N_j}{T_p} \cdot T_a$$

2) Uso completo de los activos:

Para cada banco activo  $i$

$$\sum_{j \in P} x_{ij} = M_i$$

3) Transacción mínima:

Para cada banco pasivo  $j$  en días con pasivos

$$\sum_{i \in A} x_{ij} \geq \text{monto\_mínimo\_asignación}$$

4) Gestión de riesgo

Para cada banco pasivo  $j$

$$r_j \geq \sum_{i \in A} x_{ij} - \frac{N_j}{T_p} \cdot T_a$$

Para la implementación del modelo se recurrió al uso de PuLP, una *library* de Python para programación lineal; con ella se asegura que tanto las condiciones del modelo como el objetivo de distribución sujeto a la gestión de riesgos se cumplan.

### 3.2. Creación del grafo

Siendo tendencia el uso del Graph Machine Learning (GML) para el estudio de redes y grafos, se ha implementado la *library* `igraph` de Python, al ser una de las más comunes para el análisis y visualización de redes.

Para crear el grafo, en primer lugar es necesario construir la matriz de adyacencia *sparse*, que se emplea generalmente para grafos de mayor tamaño, donde  $Y = [y_{i,j}]$  está asociada con un grafo binario  $G = (V, E)$ , cuya dimensión es  $n \times n$  ( $n$  filas y  $n$  columnas), siendo  $N$  el número de nodos del grafo, y donde cada par de nodos está conectado por un enlace; así, en el momento

en que se realiza la transacción interbancaria se forma una relación entre el nodo  $i$  —la entidad que envía o presta— y el nodo  $j$  —la entidad que recibe o pide prestado—.

Sus elementos se definen por:

$a_{ij} = 1$ ; si existe un enlace que va desde el nodo  $j$  al nodo  $i$ , hay relación.

$a_{ij} = 0$ ; si los nodos  $i$  y  $j$  no están conectados entre sí, no hay relación.

Al construir la red para cada referencia en la matriz, dos instituciones estarán conectadas sí y solo sí estas realizan por lo menos una transacción, por lo cual, cada semestre de operaciones, con un monto promedio operado entre  $i$  y  $j$ , representará una matriz única de conexiones [Tabla 1].

A partir de la matriz de adyacencia y con la ayuda de igraph se genera el código en el cual se agregan los nodos con sus atributos y se incluyen los enlaces. Esta asignación se realiza para cada semestre de operaciones a fin de obtener un grafo para cada período.

Considerando que, en las transacciones interbancarias, si el banco A presta dinero al banco B, no necesariamente el banco B lo hace al banco A, por lo cual no existe una relación de doble vía, en la presente investigación se ha trabajado con redes dirigidas, representadas como un dígrafo, de acuerdo con la teoría.

Tabla 1. Ejemplo de una matriz de conexiones bilaterales para transacciones interbancarias

Matriz Inicial				Matriz Transpuesta			
	Banco A	Banco B	Banco C	Tiempo	Prestamista a prestatario	Monto	Conexión
t1				t1	A presta a B	0	0
Banco A			20	t1	A presta a C	20	1
Banco B				t1	B presta a A	0	0
Banco C		30		t1	B presta a C	0	0
				t1	C presta a A	30	1
t2				t1	C presta a B	0	0
Banco A			2	t2	A presta a B	2	1
Banco B		15		t2	A presta a C	0	0
Banco C			10	t2	B presta a A	15	1
				t2	B presta a C	0	0
				t2	C presta a A	0	0
				t2	C presta a B	10	1

Fuente: elaboración de la autora a partir de Petropoulos *et al.* (2021, pág. 4).

Una vez se crean los grafos —teniendo en cuenta que el primer objetivo es evaluar la estructura del sistema interbancario colombiano—, se procede a examinar la estructura de cada uno aplicando las herramientas de medición de red; de esta manera se podrán identificar tanto sus características generales como las propiedades de sus nodos y enlaces.

Como parte fundamental del análisis de la estructura, se parte del grafo  $G$  para cada período, donde el número de vértices  $N_v = |V|$  y el número de enlaces  $N_e = |E|$  se conocen como el *orden* y *tamaño del grafo*, respectivamente. De esta manera, como primer paso, el foco es determinar el grado de distribución del grafo, donde  $d_v$ , de un vértice  $v$ , cuenta el número de enlaces en  $E$ , cuyos elementos son parejas de la forma  $e = \{u, v\}$  con distintos vértices  $u, v \in V$ . (Kolaczyk & Csárdi, 2020)

Se dice que dos vértices son *adyacentes* (vecinos) —denotado como  $u \sim v$ — si  $u$  y  $v$  están conectados por alguna arista en  $E$ . Dichos vértices pueden estar conectados con más de un enlace, y un par de vértices ordenado se conoce como “arco”.

Así, cada nodo tiene un grado de centralidad que debe establecerse y que en su forma más sencilla determina su importancia basada en cuántas conexiones tiene con otros nodos. Para los grafos dirigidos, un nodo puede tener dos tipos de grados: el *in-degree*), que representa las conexiones de entrada; y el *out-degree*), que representa las conexiones de salida. De esta manera, la manera idónea de representar el grado de distribución es a través de un histograma para todo el grafo, un recurso particularmente útil para visualizar su estructura y determinar los niveles de conectividad entre los nodos, pues, según su puntaje entre 0 y 1, se logra identificar si hay picos de conectividad entre los bancos y cómo está la distribución a lo largo de la red.

Además de definir los principales nodos dentro de la red, es importante identificar los nodos vecinos para determinar qué tipo de conexiones comparte el sistema interbancario, reconociendo patrones, similitudes y las conexiones más representativas dentro de la red. Adicionalmente, al

evaluar los enlaces es posible inferir cuáles tienen mayor probabilidad de ocurrencia, a fin de establecer las posiciones asociadas con el manejo de la liquidez e identificar la relación entre la estructura de la red y el riesgo de contagio.

Finalmente, al determinar los principales nodos dentro de la red con las medidas mencionadas para analizar el riesgo de contagio interbancario, a través de Graph Machine Learning se emplearon técnicas para entender cómo las dificultades de un banco pueden propagarse a otros bancos y al sistema financiero en general. De esta manera, a partir de los grados de centralidad más altos, que indican cuáles son los bancos con mayor conectividad dentro de la red y principalmente influyentes en la distribución de la liquidez, se implementó una simulación de choque de liquidez en cuatro etapas, así: 1) tomando como referente un choque inicial en el primer semestre de 2021; 2) aplicando una simulación de reducción de la liquidez de los tres bancos principales en un 50 %, así como una tasa de contagio también del 50 %; 3) determinando cómo se propagó el choque de liquidez a través de los demás bancos en la red; y 4) analizando si existe un efecto cascada.

Dichas etapas permiten observar cómo cambia la conectividad de la red y de qué manera aumenta la fragmentación del mercado ante la caída o fallo de los bancos más influyentes. Esta metodología, que se enfoca en analizar la robustez y vulnerabilidad del sistema, ha sido aplicada en un sinnúmero de redes en diferentes áreas de estudio, principalmente para redes complejas y el estudio de ataques en redes informáticas, así como de epidemias y crisis financieras.

Tal como lo afirmaron Huang *et al.* (2016), la importancia de aplicar esta metodología reside en que los procesos en cascada de las redes se centran en los fallos provocados por la eliminación de un solo nodo o por pequeños choques iniciales, pues ante relaciones dependientes, como en los casos de redes altamente conectadas, un nodo que falla también provocará el fallo de sus vecinos. Este hecho ocurre, por ejemplo, en compañías de una misma cadena industrial.

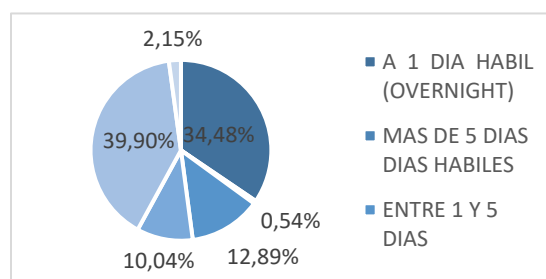
## 4. Resultados

### 4.1 La red interbancaria en Colombia

Para 2023, las operaciones del mercado no colateralizado en Colombia —las de los fondos interbancarios— representaron el 58 % del total de las operaciones en el mercado monetario, donde los repos ocuparon una parte fundamental, con casi el 40 % del total de las transacciones. Aunque su participación fue importante, al centrarse en los fondos interbancarios cabe resaltar que las operaciones a un día hábil (*overnight*) son altamente significativas para el estudio de la distribución de la liquidez, pues abarcan alrededor del 35 % del total del mercado monetario [Figura 3].

De esta manera, en esta sección se describen los principales resultados del ejercicio, según el análisis y la descripción de las medidas de la red.

Figura 3. Operaciones del mercado monetario en 2023



Elaboración propia con datos de la Superintendencia Financiera

Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.).

La Figura 4 muestra la red interbancaria colombiana para los ocho períodos semestrales durante los cuales se efectuaron operaciones entre enero de 2018 y enero de 2020, y entre enero de 2021 y diciembre de 2022. En cada uno de los grafos se denotan los nodos —los bancos participantes—,

donde su tamaño representa el grado de conectividad que existe entre ellos. Por su parte, los enlaces se denotan como las líneas que tienen una dirección específica según el origen y el destino de los recursos, y su opacidad representa el monto transado.

Como primera medida, es posible identificar el tamaño de la red interbancaria teniendo en cuenta el número de nodos y aristas, donde se observa cierta consistencia a lo largo del período de estudio, con un mínimo de 22 nodos y un máximo de 26. Asimismo, el número de aristas o enlaces se mantuvo dentro de un rango entre 204 y 216, aunque significativamente impactado en 2021 por una caída en el número de transacciones producto de la pandemia.

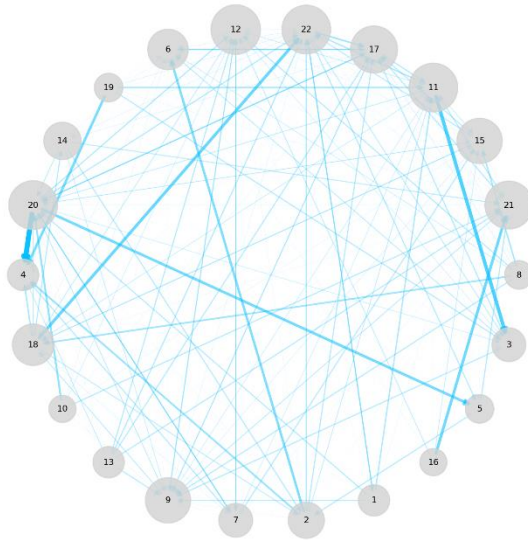
El tamaño de la red interbancaria en Colombia no es significativamente grande en términos del número de bancos ni del volumen de las transacciones; en comparación, en la red de Estados Unidos operan actualmente más de 4000 bancos comerciales, aunque está concentrada principalmente en un grupo de cuatro bancos que representan un poco más del 40 % del total del mercado.

En relación con el tamaño de la red, como primera característica se logra inferir que la red interbancaria colombiana, aunque relativamente pequeña y —ajustada a las condiciones del mercado—, cuenta con enlaces importantes que, fuera de los choques producto del entorno macroeconómico, se consiguen mantener estables a lo largo del tiempo.

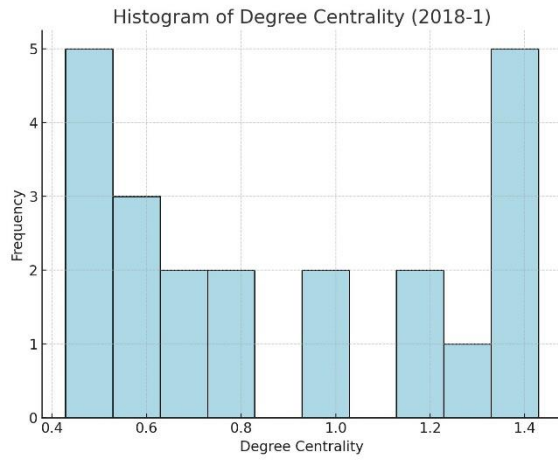
Cabe resaltar que para 2021, si bien hubo menor cantidad de enlaces en el primer semestre, el monto de algunas de las transacciones fue superior frente a lo evidenciado en el segundo semestre del mismo año.

Figura 4. Interacciones en el mercado interbancario

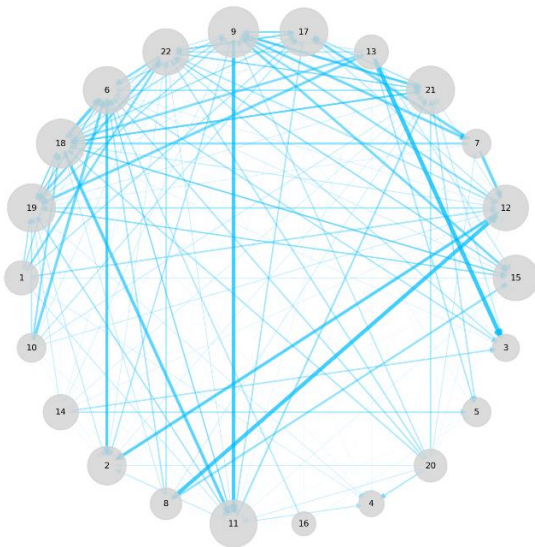
Red A. Enero 2018 - junio 2018



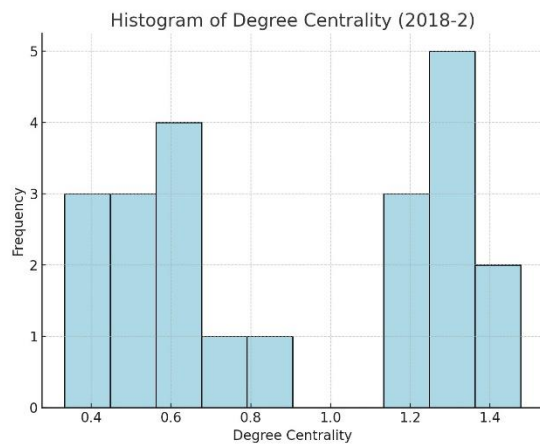
Nodos: 22  
Enlaces: 204



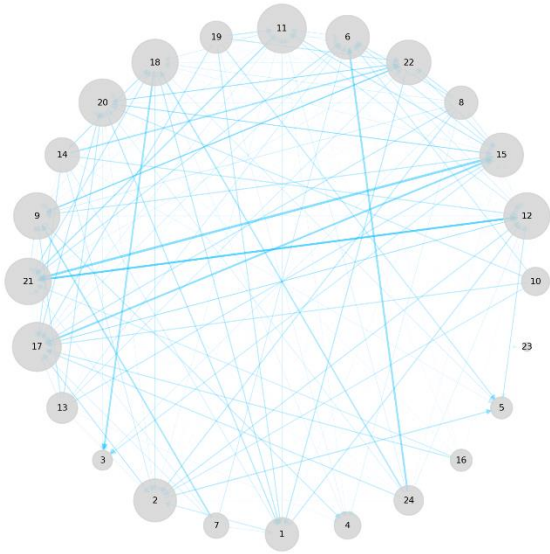
Red B. Julio 2018 – diciembre 2018



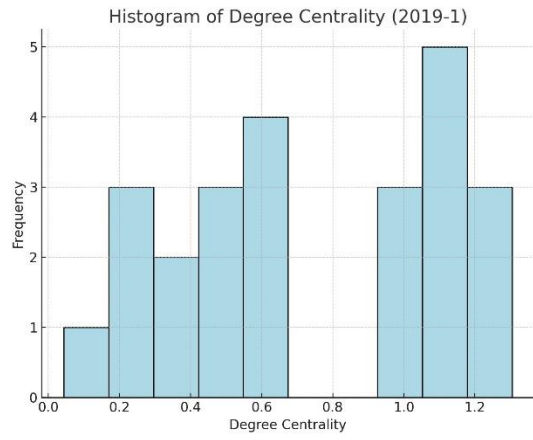
Nodos: 22  
Enlaces: 207



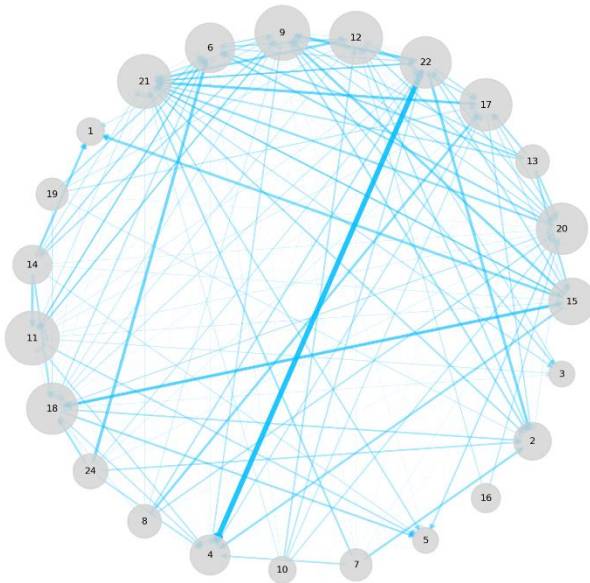
Red C. Enero 2019 - junio 2019



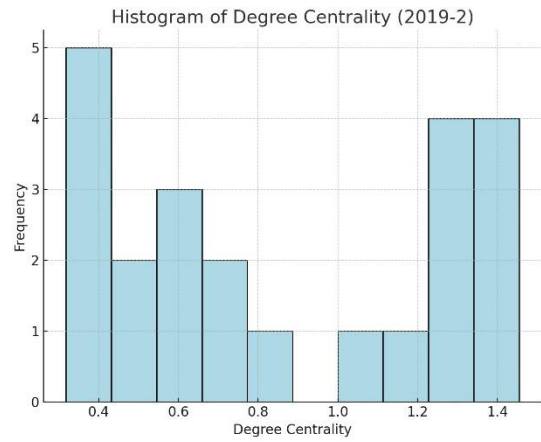
Nodos: 24  
Enlaces: 208



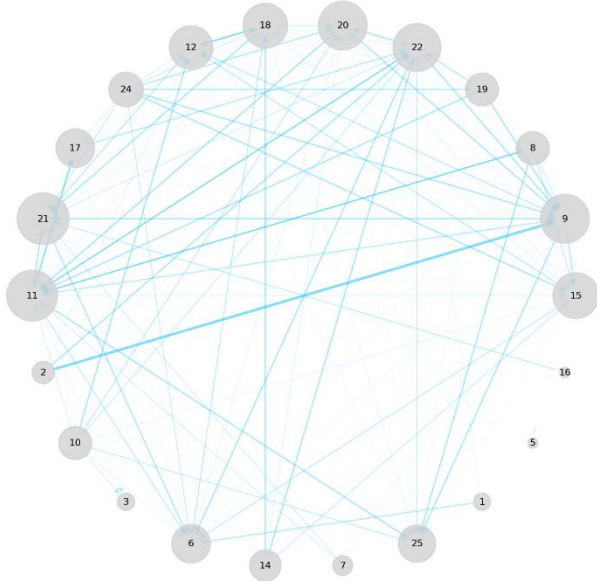
Red D. Julio 2019 – diciembre 2019



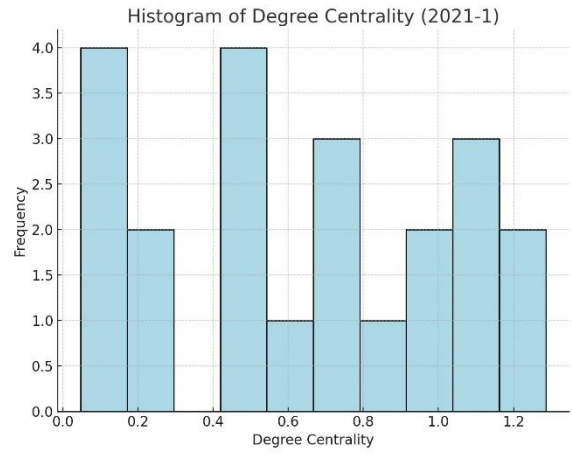
Nodos: 23  
Enlaces: 216



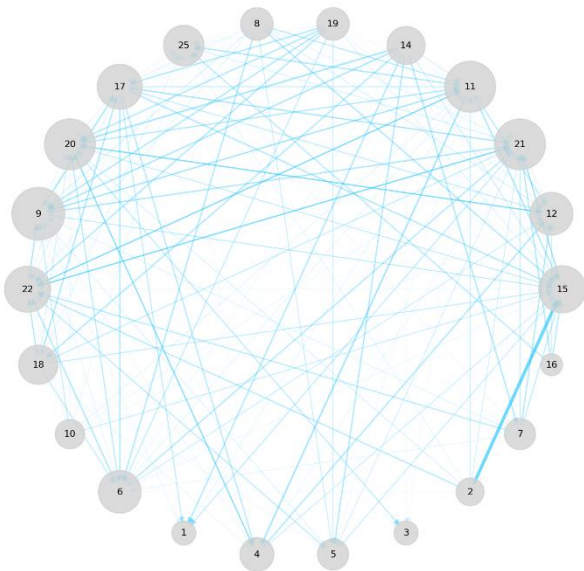
Red E. Enero 2021 - junio 2021



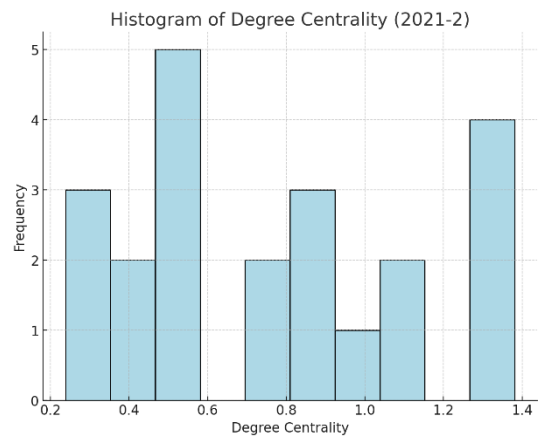
Nodos: 22  
Enlaces: 150



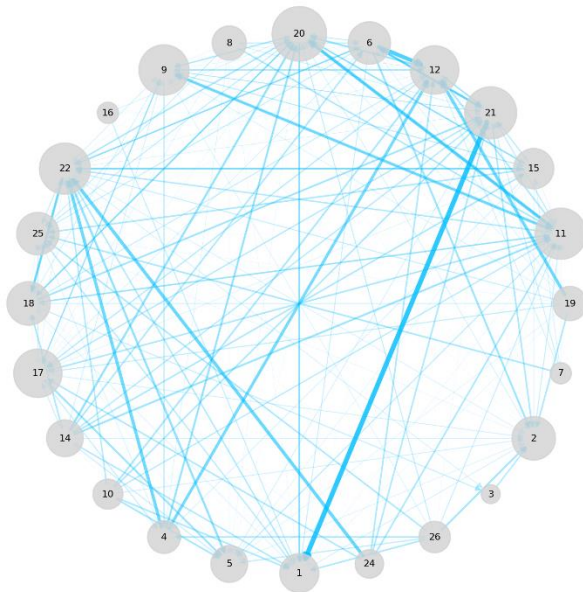
Red F. Julio 2021 – diciembre 2021



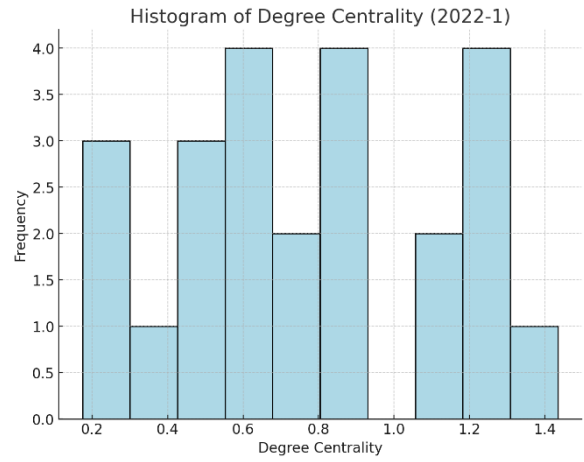
Nodos: 22  
Enlaces: 175



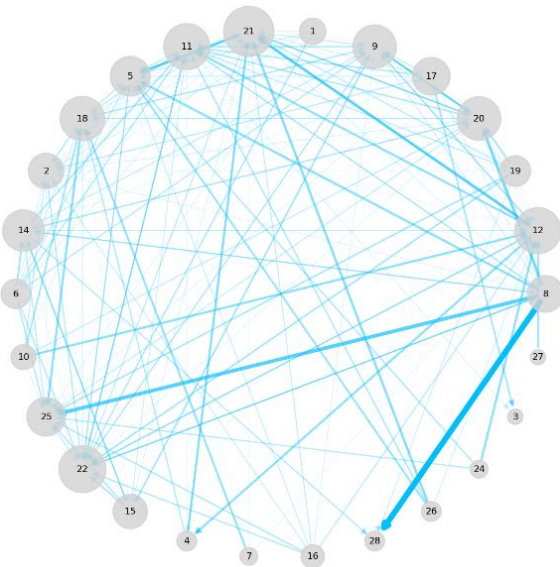
Red G. Enero 2022 - junio 2022



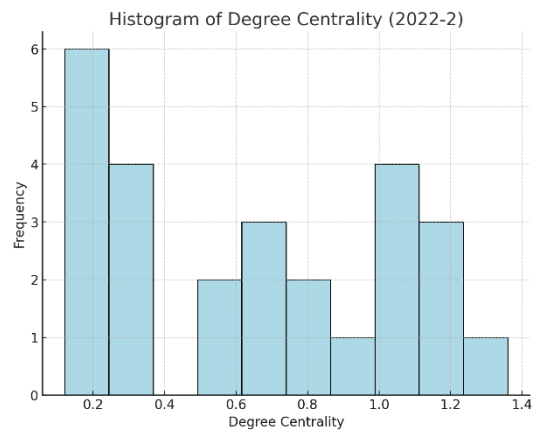
Nodos: 24  
Enlaces: 215



Red H. Julio 2022 – diciembre 2022



Nodos: 26  
Enlaces: 213



Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.).

### **4.1.1 Conectividad**

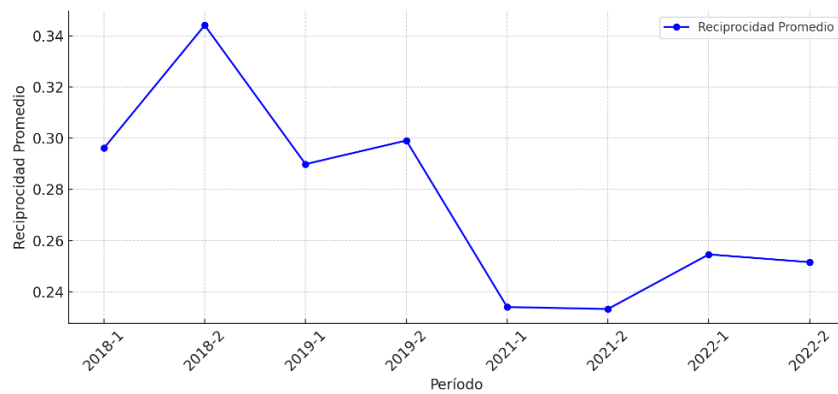
Según los resultados, y diferente a lo concluido por algunos autores en el pasado, la densidad es inferior al 100 %, lo que indica que la red interbancaria en Colombia no es completa.

Los valores de densidad, que representan la proporción de conexiones reales entre los bancos, muestran que hay variaciones entre los períodos, con una densidad máxima del 44.81 % para el segundo semestre de 2018. Los años 2021 y 2022 evidencian una disminución notable en la densidad, donde se observa un mínimo de 32.47 % para el primer semestre de 2021, lo que sugiere una reestructuración de las relaciones interbancarias posiblemente causada por la pandemia.

En este sentido, una densidad promedio cercana al 40 % durante el período de análisis significa que la red es moderadamente densa cuando una cantidad importante de los nodos están conectados entre sí, lo que puede tener implicaciones tanto positivas como negativas dentro de un sistema interbancario.

De otro lado, la reciprocidad se muestra muy baja a lo largo de todos los períodos, con valores máximos de 0.7 en el segundo semestre de 2018 y el primer semestre de 2022 [Figura 5]. En promedio, la reciprocidad entre los nodos no supera el 35 %, lo que quiere decir que hay bancos que piden prestado a otros, pero la relación no es mutua, pues no devuelven el favor. En varios casos, incluso, se observa un nivel de reciprocidad de 0 para varias entidades, lo que se traduce en una proporción significativa de relaciones no recíprocas a lo largo del período de análisis evaluado.

Figura 5. Reciprocidad promedio



Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.).

#### 4.1.2 Distribución

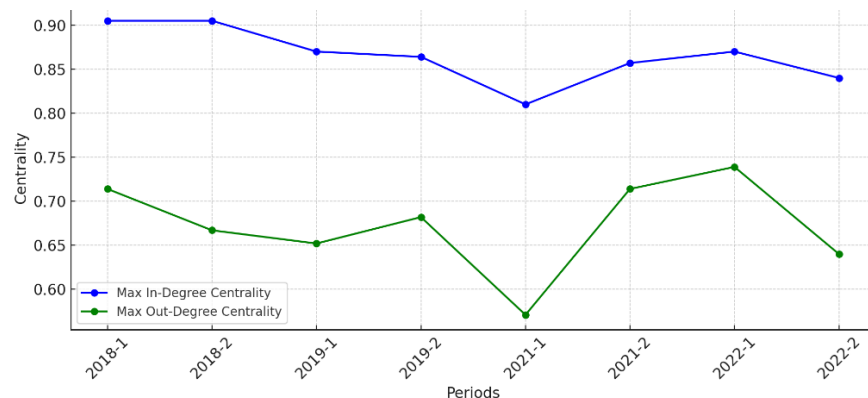
A través del histograma del grado de centralidad para cada período —v. la Figura 4—, se logra identificar la importancia que tiene un nodo según la cantidad de conexiones que este tenga con otros. En este sentido, entre 2018 y finales de 2019 existen más picos en el extremo inferior de los valores de centralidad, lo que indica que muchos bancos estuvieron conectados solo con unos pocos. A su vez, son notorios los picos en el extremo superior, lo que indica que también hubo varios bancos altamente conectados. Dentro del grupo de 28 bancos se evidencia una alta influencia de ocho de ellos que actúan como centros principales dentro de la red; sin embargo, a partir del primer semestre de 2021, la distribución del histograma comienza a ser un poco más uniforme a través de diferentes valores de centralidad, con menos picos en los extremos, lo que sugiere que existe un nivel más diverso de conectividad entre los bancos, puesto que hay una disminución en el grado de centralidad de aquellos más influyentes, y entran a participar otros bancos con una actividad más dinámica dentro de la red. Cabe resaltar que dentro del período de análisis también

hubo un pequeño grupo que no tuvo ningún tipo de conexión con otros bancos, y que algunos de ellos fueron incrementando su conectividad, aunque de manera poco significativa.

En general, la distribución en el histograma refleja la variabilidad en la centralidad de los diferentes bancos, y las altas frecuencias en valores de centralidad superiores sugieren una red con varios nodos altamente activos.

La Figura 6 muestra una visualización de los picos del grado de entrada (*in-degree*) y de salida (*out-degree*) de los nodos a lo largo del período de análisis, donde, en primer lugar, es posible identificar períodos con valores más altos en ambas centralidades; por ejemplo, en el primer semestre de 2019 y el primer semestre de 2022 es notable que el grado de entrada haya sido superior al de salida, lo que sugiere un incremento en la necesidad de liquidez de algunos bancos. Estos picos, si bien pueden mostrar una mejor distribución de la liquidez, también pueden sugerir vulnerabilidad en aquellos bancos que dependen más de sus contrapartes.

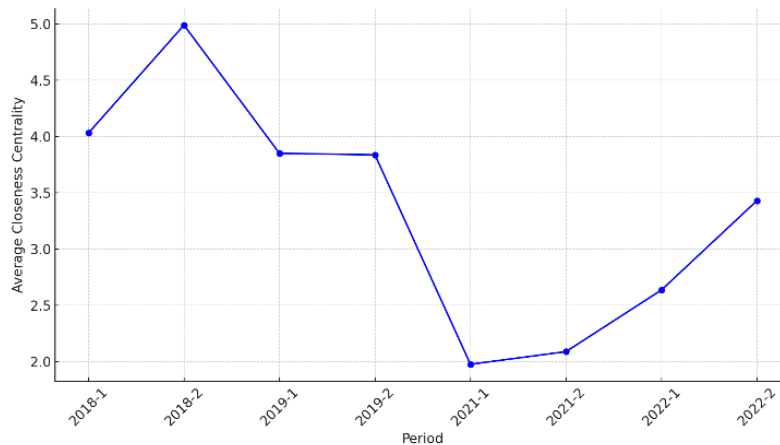
Figura 6. Evolución del grado de centralidad de entrada (*in-degree*) y de salida (*out-degree*)



Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.).

En relación con la centralidad de cercanía, en redes grandes y complejas como las bancarias es altamente improbable que un nodo esté directamente conectado en la red con el resto de ellos a la distancia más corta posible, es decir, que un nodo pueda acceder rápidamente a todos los demás. Este hecho se evidencia en los resultados obtenidos, donde los valores promedio son mucho menores que 1, con centralidades de mediana magnitud, lo que sugiere una eficiencia moderada en la interacción interbancaria dentro de la red [Figura 7].

Figura 7. Grado de centralidad de cercanía promedio



Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.)

Como se observa en la Figura 7, la centralidad promedio más alta ocurrió en el segundo semestre de 2018, donde la red fue más eficiente en relación con la cercanía de los nodos; sin embargo, hubo un descenso importante con un valor mínimo para el primer semestre de 2021, seguido de un incremento gradual hacia 2022. Este patrón puede indicar cambios en la dinámica de la red interbancaria, especialmente a raíz de las afectaciones en el mercado por causa de la pandemia que inició en 2020. Como ejemplo, se observa que algunos bancos que inicialmente tuvieron poca o

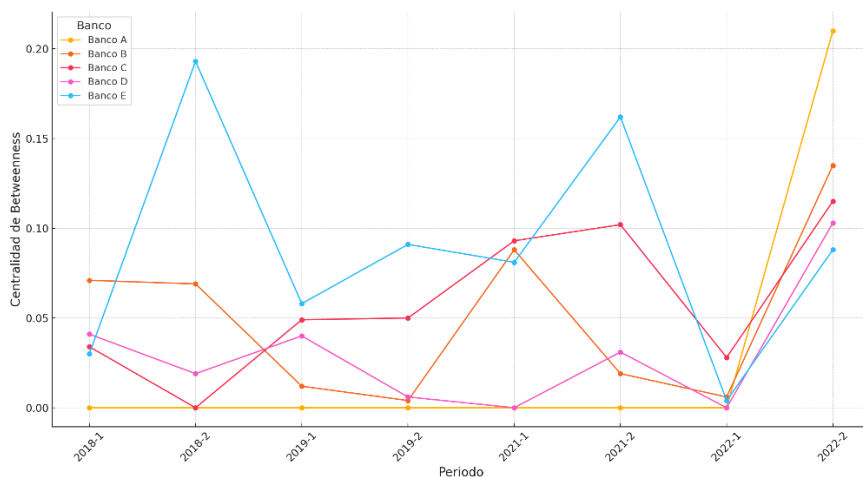
ninguna participación en el mercado mostraron un mayor aumento en su cercanía, lo que sugiere un crecimiento significativo en su integración dentro de la red. Por el contrario, otros bancos tuvieron disminuciones en su cercanía para el mismo período, lo que indica una posible reducción en su papel dentro de la red.

En la misma línea, hubo bancos que mantuvieron una cercanía de 0 a lo largo de todos los períodos, lo que indica que estuvieron aislados en términos de las transacciones interbancarias reportadas, y estaban particularmente desconectados del resto de la red, pues su participación como prestamistas o receptores fue mínima. Esta cercanía de 0 también ocurre porque, dentro del sistema interbancario, hubo un grupo de bancos con necesidades de liquidez, pero que no actuaban como prestamistas.

De otro lado, a través de la centralidad de intermediación (*betweenness*) se lograron identificar los bancos que actuaron como un *key player* importante, lo que permite identificar un grupo de cinco bancos representativos para el flujo de información hacia otras entidades. El banco E, por ejemplo, muestra picos significativos principalmente en el segundo semestre de 2018 y el segundo semestre de 2021, lo que evidencia su participación como un importante intermediario dentro del sistema interbancario [Figura 8].

Finalmente, en relación con medidas como el grado de centralidad, hay una tendencia, a partir del primer semestre de 2022, de algunos bancos que entraron a participar más activamente en el mercado; por ejemplo, el banco A, que entre 2018 y 2021 tuvo poca o nula participación, para 2022 mostró un cambio en su posición de la red como un intermediario influyente.

Figura 8. Centralidad de intermediación para los principales bancos

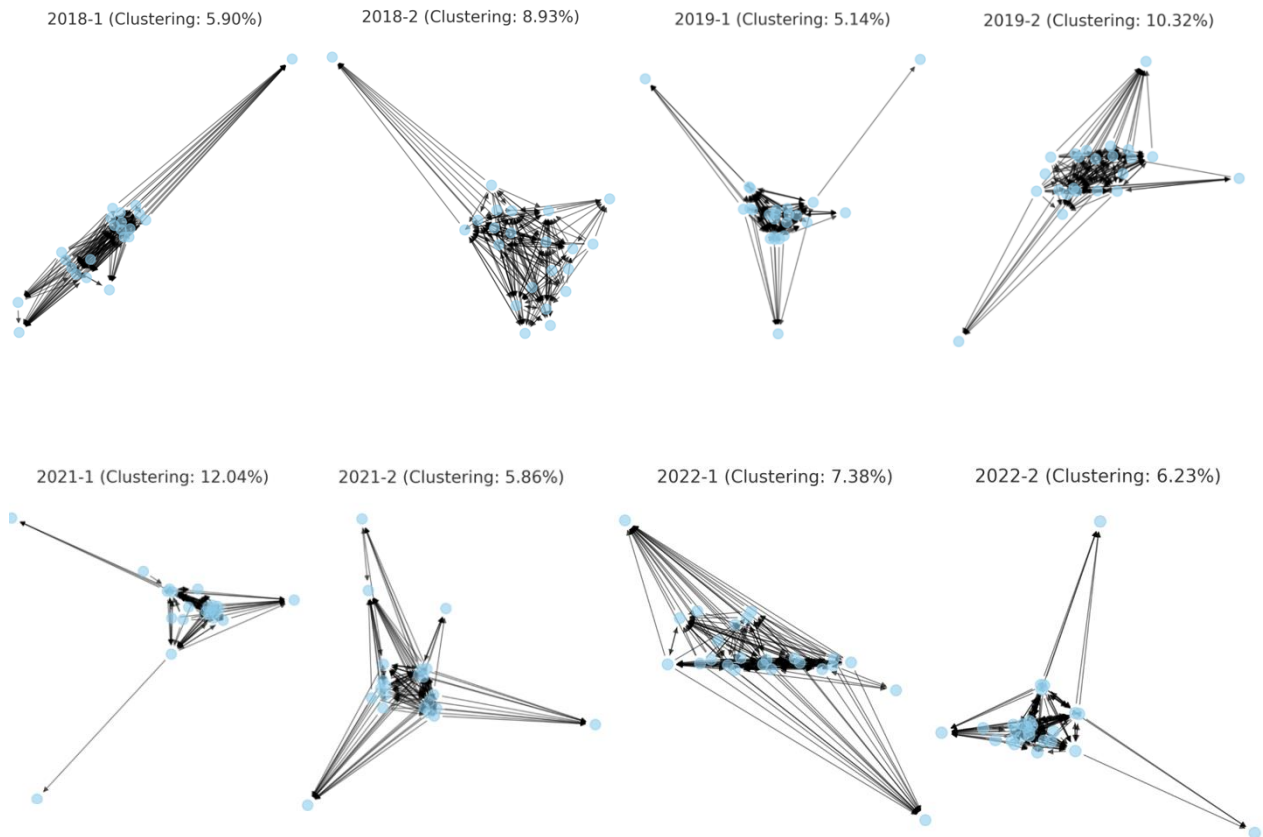


Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.).

### 4.1.3 Segmentación

El coeficiente de *clustering* promedio para los bancos en la red fue aproximadamente 0.077 (7.7 %). Esto sugiere que, en promedio, hubo una tendencia moderada/alta a formar triángulos entre los bancos vecinos basada en los montos de las transacciones interbancarias. La Figura 9 muestra la visualización para cada período de un banco específico (sub-grafo), que contribuye a la formación de un número de triángulos. Se puede observar que hubo un aumento significativo para el segundo semestre de 2019, con un coeficiente de *clustering* superior al 10 %, lo que sugiere una mayor interconexión entre los bancos vecinos. En línea con los resultados de las medidas de distribución, se observa un pico importante para el primer semestre de 2021, donde se evidencian cambios en la densidad de las relaciones interbancarias, puesto que, aunque hubo una disminución en los montos transados, la segmentación del mercado se vio impactada por la participación de nuevos bancos en busca de liquidez.

Figura 9. Subred de bancos que forman triángulos



Fuente: elaboración de la autora a partir del Portal de Datos Abiertos del Gobierno de Colombia (s. f.).

Sin lugar a dudas, se observa una fuerte disminución a partir del segundo semestre de 2021, lo que refleja una variación en las estrategias de interacción entre los bancos.

Las medidas promedio de los grafos reflejaron una topología de red moderadamente densa —contrario a una red completa—, donde los bancos fueron principalmente fuertes entre 2018 y 2019, pero con disminuciones importantes a partir de 2021, producto de las afectaciones de la pandemia.

Por un lado, una densidad de este nivel puede traducirse en un considerable volumen de transacciones interbancarias —importante para la liquidez del mercado—, y, además, porque puede proporcionar robustez entre los nodos, al tener más alternativas de flujos de dinero en caso de perturbaciones del sistema. Sin embargo, esta densidad también puede ser un riesgo para el sistema; en primer lugar, porque aumenta el riesgo de contagio financiero debido a la alta cantidad de conexiones directas que pueden propagar dicho contagio relativamente rápido entre los bancos; y, en segundo lugar, debido a que en una red de esta densidad se evidencia un grupo de bancos mayormente centrales que controlan la dirección de los fondos y pueden afectar la estabilidad de otros bancos menos conectados dentro de la red.

#### **4.2 El mercado interbancario colombiano y el riesgo de contagio**

Si bien durante el período de estudio, la pandemia no logró impactar la red interbancaria a un punto de llevar a las entidades a la quiebra, sí se logró establecer que hubo una disminución importante en las relaciones de préstamos interbancarios en el período pos-pandemia que impactó la estructura de la red y, asimismo, que se implantó una fuerte concentración de unos bancos específicos que actuaron como prestamistas influyentes dentro del mercado y, por ende, como determinantes de la distribución de la liquidez.

Luego de analizar la estructura interbancaria e identificar los tres principales nodos a partir de las medidas de centralidad de la red para cada período, al realizar la simulación de un choque de liquidez aplicando una magnitud del choque que redujera la capacidad de pago en un 50 % por parte de estos tres nodos, es posible identificar la propagación del choque en cuatro etapas. Cabe resaltar que la simulación se ha llevado a magnitudes extremas, a fin de evaluar mejor el impacto; sin embargo, este ejercicio puede alterar los resultados.

Según lo anterior, las métricas de las Tablas 2 y 3 muestran los resultados de cada etapa.

### 1) *Choque inicial*

Teniendo en cuenta que, para el primer semestre de 2021, el sistema enfrentó un primer escenario de estrés tras la pandemia, se toma este período como referencia para la aplicación de un choque inicial. Al observar las métricas de los tres bancos más influyentes, se observa en la Tabla 2 que del segundo semestre de 2019 (pre-pandemia) al primer semestre de 2021 (post-pandemia) ya había una afectación en las centralidades de los nodos más importantes; de ahí parte la simulación de un choque de liquidez.

Tabla 2. Delta de las métricas para los tres bancos más influyentes

<b>Período</b>	<b>Banco</b>	<b>Grado Total</b>	<b>Centralidad de Cercanía</b>	<b>Coefficiente de Clustering</b>	<b>Centralidad de Intermediación</b>
Variación	A	-0,80%	-1,00%	-0,30%	-0,45%
2019-2 -	B	-5,90%	-7,90%	-1,00%	-5,20%
2021-1	C	-19,70%	-4,30%	-0,40%	-2,10%

Fuente: elaboración de la autora.

### 2) *Segundo choque*

Tras el choque inicial, al correr la simulación, los tres bancos más influyentes dentro de la red que ya han sido afectados reducen sus activos líquidos en un 50 %, por lo cual solo alcanzan a pagar parcialmente sus obligaciones interbancarias y llevan al mercado a un segundo choque.

### 3) *Transmisión a través de la red*

Siendo estos tres nodos una fuente importante de financiamiento, cada vez que los tres bancos fallan en un pago se evidencia que los bancos receptores también enfrentan problemas de liquidez. Como se observa en la Tabla 3, hay un impacto directo en diez bancos receptores que vieron

afectadas sus entradas de liquidez, un hecho reflejado principalmente en el grado de centralidad de entrada (*in-degree*), con una reducción promedio del 10.8 %. Esta reducción evidencia una disminución en los volúmenes transaccionales que afectó la liquidez general y la actividad financiera entre los bancos. Por otro lado, la centralidad de cercanía tiene una reducción del 99.99 %, lo que indica que, al ser estos tres nodos altamente centrales dentro de la red, una reducción de su liquidez ha llevado a una pérdida en la conectividad de la red y, por tanto, de accesibilidad de otros bancos, generando nodos aislados que no tienen acceso a la red interbancaria por la limitación de fondos.

#### 4) *Efecto cascada*

Al asumir que cada banco afectado también reducirá sus pagos a otros bancos en una proporción del 20 %, es posible identificar cómo este choque se propaga a través de las conexiones interbancarias; principalmente, los bancos N y O se vieron potencialmente afectados, con una reducción de la liquidez del 75 %, por ser ellos unos nodos aislados que pierden total conectividad dentro de la red. El segundo choque extendido en la simulación, con una tasa de contagio del 50 %, tuvo un fuerte impacto sobre la liquidez, afectando múltiples bancos y la estructura de la red. Aunque este choque se llevó a un máximo de dos rondas, es altamente probable que, de continuar con la reducción, se potencialice el choque, conduciendo así al sistema a un escenario de riesgo sistémico que termine contagiando al resto.

En suma, de los resultados expuestos se infiere que, ante la caída de los bancos más influyentes dentro de la red, que actuaban como puente en el flujo de liquidez, también han afectado las relaciones de préstamos interbancarios de los demás bancos, limitando la posibilidad de acceder a ellos a los bancos más vulnerables o a aquellos que no contaban con condiciones favorables para

adquirir fondos a tasas de interés justas, por lo que se les hizo más difícil suplir sus necesidades de liquidez.

Tabla 3. Métricas de los bancos afectados antes y después del choque

Banco	Métricas de la red antes del contagio					Métricas de la red después del contagio				
	Grado de Entrada	Grado de Salida	Centralidad de Cercanía	Coefficiente de Clustering	Centralidad de Intermediación	Grado de Entrada	Grado de Salida	Centralidad de Cercanía	Coefficiente de Clustering	Centralidad de Intermediación
D	0,238	0,476	0,0150	0,22100	0,010	0,177	0,344	0,0055	0,00031	0,000
E	0,667	0,238	0,1700	0,15400	0,000	0,530	0,200	0,0082	0,00034	0,000
F	0,000	0,476	0,9900	0,22600	0,000	0,000	0,260	0,0000	0,00670	0,000
G	0,048	0,000	0,1355	0,00000	0,000	0,044	0,000	0,0001	0,00048	0,000
H	0,143	0,000	0,1450	0,10400	0,000	0,980	0,000	0,0064	0,00460	0,000
I	0,000	0,048	0,1200	0,00000	0,000	0,000	0,415	0,0021	0,00660	0,000
J	0,571	0,200	0,0280	0,08900	0,207	0,420	0,048	0,0038	0,00012	0,004
K	0,048	0,429	0,0250	0,10000	0,000	0,030	0,380	0,0000	0,00031	0,000
L	0,476	0,535	0,1150	0,14000	0,043	0,270	0,476	0,0002	0,00650	0,001
M	0,667	0,476	0,1770	0,13800	0,000	0,155	0,400	0,0000	0,00450	0,000
N	0,000	0,001	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
O	0,000	0,056	0,012	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

Fuente: elaboración de la autora.

En línea con la teoría, como lo afirmaron Allen y Gale (2000), al no ser completa la estructura interbancaria colombiana, la probabilidad de contagio aumenta, por lo cual, en el presente escenario, al no existir una óptima conectividad del sistema interbancario por la disminución en la cantidad de conexiones, el riesgo no logra dispersarse entre las entidades de dicho sistema, puesto que el riesgo de *default* aumenta.

## 5. Conclusiones y recomendaciones

El mercado interbancario es fundamental en una economía por ser un mecanismo de distribución y gestión eficiente de los flujos de dinero: desde las entidades con excesos de liquidez hacia aquellas con necesidades de liquidez. Así, de la adecuada estructura de este sistema y su regulación dependen la estabilidad del mercado y la resiliencia de las entidades frente a choques o escenarios de estrés que puedan resultar en un riesgo de contagio hacia otras entidades en un efecto dominó.

Según esta investigación, el mercado interbancario no colateralizado en Colombia es relativamente pequeño en cuanto al número de entidades y el volumen de las transacciones. La red es moderadamente densa, es decir, que, aunque no es completa, cuenta con importantes conexiones; no obstante, está centrada en un grupo de instituciones que actúan como nodos influyentes en relación con el flujo de liquidez.

Al evaluar el mercado interbancario colombiano, los resultados iniciales de la investigación no fueron potencialmente indicadores de ser un sistema altamente propenso al riesgo de contagio ante choques de liquidez, lo que se puede evidenciar por la resiliencia de las entidades ante una contingencia como la ocurrida tras la pandemia, que, aunque afectó el volumen de las transacciones y la cantidad de los enlaces, no llevó a la insolvencia de ninguna entidad dentro de la red. Sin embargo, de la estructura de este mercado sí es posible concluir que, al existir choques de liquidez de mayor magnitud, por ser un sistema principalmente concentrado en algunas instituciones, el riesgo de contagio se potencializa al hacer más difícil poder distribuir el impacto en toda la red, tal como ha ocurrido en mercados como el de Estados Unidos.

Así pues, como medidas de prevención y mitigación, es indispensable mantener las conexiones interbancarias, pero, aún más importante, fomentar la creación de nuevas conexiones que permitan establecer una red completa y menos centralizada en un pequeño grupo de bancos; de este modo será posible distribuir el riesgo de manera más uniforme a través de la red. Se recomienda, entonces, continuar ajustando los flujos de liquidez y aplicar modelos de simulación de contagio financiero que permitan prever riesgos potenciales ante cualquier tipo de contingencia.

## Referencias

- Akhtaruzzaman, M., Boubaker, S., & Goodell, J. W. (2023). Did the collapse of Silicon Valley Bank catalyze financial contagion? *Finance Research Letters*, 56, s. pp. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.104082>
- Allen, F., & Gale, D. (2000). Financial contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1), 1-33. <https://doi.org/10.1086/262109>
- Al-Taie, M., & Kadry, S. (2017). *Python for graph and network analysis*. Ciudad de Nueva York, NY: Springer.
- Bai, Y., Weiss, P., Murinde, V., & Green, C. J. (2023). Bank stability in the uncollateralised overnight interbank market: a topological analysis. *International Review of Economics and Finance*, 88, 1223-1246. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2023.07.063>
- Baldo, L., Heider, F., Hoofmann, S. J.-D., & Vergote, O. (2022). *How do banks manage liquidity? Evidence from the ECB's tiering experiment*. Working Paper Series 2732. Fráncfort del Meno: European Central Bank. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecb.wp2732~9bb7f4e4cc.en.pdf>
- Bardoscia, M., Battiston, S., Caccioli, F., & Caldarelli, G. (2015). DebtRank: a microscopic foundation for shock propagation. *Plos One*, 10(7), s. pp. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0130406>
- Barongo, R. I., & Mbelwa, J. T. (2024). Using machine learning for detecting liquidity risk in banks. *Machine Learning with Applications*, 15, s. pp. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2023.100511>
- Basel Committee on Banking Supervision, BCBS. (2000). *Sound practices for managing liquidity in banking organizations*. Basilea: BCBS. <https://www.bis.org/publ/bcbs69.pdf>
- Bécher, B. L., Lotfi, T., Younes, B. Z., & Shunsuke, M. (2024). Financial stability, liquidity risk and income diversification: Evidence from European banks using the CAMELS–DEA approach. *Annals of Operations Research*, 334, 391-422. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-022-04805-1>
- Capera Romero, L., Lemus Esquivel, J., & Estrada, D. (2013). *Relaciones crediticias y riesgo de contagio en el mercado interbancario no colateralizado colombiano*. Reporte de Estabilidad Financiera 77. Bogotá: Banco de la República.
- Carazo, F., & Amat, J. (2023). *Introducción a grafos y redes con Python*. Cienciadedatos.net
- Cardozo Ortiz, P. A., Huertas Campos, C. A., Parra Polanía, J., A., & Patiño Echeverri, L. V. (2011). *El mercado interbancario colombiano y el suministro de liquidez del Banco de la República*. Borradores de Economía 673. Bogotá: Banco de la República. [https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/be\\_673.pdf](https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/be_673.pdf)
- Cocco, J. F., & Gomes, F. J., & Martins, N. C. (2009). Lending relationships in the interbank market. *Journal of Financial Intermediation*, 18(1), 24-48. <https://doi.org/10.1016/j.jfi.2008.06.003>

- Estrada, D., & Morales, P. (2008). *La estructura del mercado interbancario y del riesgo de contagio en Colombia*. Reporte de Estabilidad Financiera. Bogotá: Banco de la República. <https://www.banrep.gov.co/sites/default/files/publicaciones/archivos/estructura.pdf>
- Forte, F. D. (2019). *El mercado interbancario argentino: un análisis topológico de redes* [tesis de maestría, Universidad de Buenos Aires]. [http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/download/tpos/1502-1540\\_ForteFD.pdf](http://bibliotecadigital.econ.uba.ar/download/tpos/1502-1540_ForteFD.pdf)
- Furfine, C. H. (1999a). Interbank exposures: Quantifying the risk of contagion. *Journal of Money, Credit and Banking*, 35(1), 111-128. <https://www.jstor.org/stable/3649847>
- Furfine, C. H. (1999b). The microstructure of the federal funds market. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 8(5), 24-44. <https://doi.org/10.1111/1468-0416.00031>
- Gai, P., & Kapadia, S. (2010). Contagion in financial networks. *Proceedings of the Royal Society A*, 466(2120), s. pp. <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rspa.2009.0410>
- Gobierno de Colombia. (s. f.). Portal de *Datos abiertos Gobierno de Colombia*. *Plataforma nacional*. <https://herramientas.datos.gov.co/>
- Huang, N., Wang, L., Bai, Y.-N., & Wu, Z.-X. (2016). Robustness and vulnerability of networks with dynamical dependency groups. *Scientific Reports*, 6, article 37749. <https://doi.org/10.1038/srep37749>
- Hurtado Guarín, J. L. (2016). *Contagio de los choques de liquidez en el mercado monetario colombiano*. Bogotá: Universidad de los Andes. <https://repositorio.uniandes.edu.co/server/api/core/bitstreams/4ebab0c3-fd8c-40cf-ae08-d17496689a15/content>
- Kaufman, G. (1994). Bank contagion: a review of the theory and evidence. *Journal of Financial Services Research*, 8, 123-150. <https://doi.org/10.1007/BF01053812>
- Kolaczyk, E., & Csárdi, G. (2020). *Statistical analysis of network data with R*. Boston, MA: Springer.
- Lelyveld, I., & Liedorp, F. (2004). Interbank contagion in the Dutch banking sector. *International Journal of Central Banking*, 2(2), 99-133. <https://www.ijcb.org/journal/ijcb06q2a4.pdf>
- Li, S., & He, J. (2012). Fitness model for tiered structure in the interbank market. *Complexity*, 17(5), 17-43. <https://doi.org/10.1002/cplx.21384>
- Li, X., & Dong, S. (2016). Assessing interbank contagion risk using consolidated data. *International Atlantic Economic Society*, 22, 421-432. <https://doi.org/10.1007/s11294-016-9600-1>
- Liberati, C., Marzo, M., Zagaglia, P., & Zappa, P. (2015). Drivers of demand and supply in the Euro interbank market: the role of “Key Players” during the recent turmoil. *Financial Markets and Portfolio Management*, 29, 207-250. <https://doi.org/10.1007/s11408-015-0251-7>
- Lior, A. (2022). *The accident network: a network theory analysis of proximate causation*. 106 *Marquette Law Review*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4080464>
- Lui, A., Paddrik, M., Yang, S., & Zhang, X. (2020). Interbank contagion: an agent-based model approach to endogenously formed networks. *Journal of Banking & Finance*, 112, s. pp. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2017.08.008>

- Madrid Soto, A., & Ortiz López, L. M. (2005). *Análisis y síntesis en cartografía: algunos procedimientos*. Bogotá: Universidad Nacional de Colombia.
- Meneses, M. F., & Sánchez, C. E. (2020). *Informe especial: liquidez de mercado. II semestre de 2019*. Bogotá: Banco de la República. <https://repositorio.banrep.gov.co/bitstream/handle/20.500.12134/9793/Informe%20Especial%20Liquidez.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Mourad, H., Fahim, S., Burlea-Schiopoiu, A., Lahby, M., & Attioui, A. (2022). Modeling and mathematical analysis of liquidity risk contagion in the banking system. *Journal of Applied Mathematics*, s. d. [https://www.researchgate.net/publication/361433736\\_Modeling\\_and\\_Mathematical\\_Analysis\\_of\\_Liquidity\\_Risk\\_Contagion\\_in\\_the\\_Banking\\_System/link/62b1ecaf6ec05339cc977ceb/download](https://www.researchgate.net/publication/361433736_Modeling_and_Mathematical_Analysis_of_Liquidity_Risk_Contagion_in_the_Banking_System/link/62b1ecaf6ec05339cc977ceb/download)
- Pagliacci, C., & Peña, J. (2017). Riesgos sistémicos en el mercado interbancario en Venezuela, 2004-2014. *Semestre Económico*, s. d. <https://www.redalyc.org/journal/1650/165053747005/>
- Petropoulos, A., Siakoulis, V., Lazaris, P., & Chatzis, S. (2021). Re-constructing the interbank links using machine learning techniques. An application to the Greek interbank market. *Intelligent Systems with Applications*, 12, s. pp. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2021.200055>
- Sierra Juárez, G. (2017). Análisis de contagio en el sistema financiero mexicano combinando el modelo de Merton y redes aleatorias. *Contaduría y Administración*, s. d. <https://www.redalyc.org/journal/395/39554719003/>
- Smaga, P. (2014). *The concept of systemic risk*. Systemic Risk Centre Special Papers SP 5. <https://www.systemicrisk.ac.uk/sites/default/files/publications/sp-5.pdf>
- Wells, Simon (2004). UK Interbank Exposures: Systemic Risk Implications. *Journal of Monetary Economics II*. [https://www.researchgate.net/publication/5105729\\_UK\\_Interbank\\_Exposures\\_Systemic\\_Risk\\_Implications](https://www.researchgate.net/publication/5105729_UK_Interbank_Exposures_Systemic_Risk_Implications)