

# EL MERCADO INTERBANCARIO ARGENTINO: UN ANÁLISIS TOPOLÓGICO DE REDES

**Federico Forte**  
**(Maestría en Economía, UBA)**

E-mail: federicodforte@gmail.com

**Abstract.** En el presente trabajo se estudia el mercado interbancario argentino de préstamos a corto plazo (comúnmente conocido como mercado de *call*) desde un enfoque basado en el análisis de redes y la teoría de grafos. Este mercado reviste un rol fundamental para el sistema financiero, ya que a través de él las entidades llevan adelante buena parte del manejo diario de su liquidez, y a la vez constituye uno de los canales de transmisión más relevantes de la política monetaria. El mismo posee características que permiten interpretarlo como una red o sistema compuesto por un conjunto de nodos (que representarían a las entidades financieras intervinientes), conectados entre ellos a través de uno o más tipos de vínculos, que en este caso serían las operaciones de crédito interbancarias de corto plazo.

Desde esta perspectiva, analizamos las características estructurales de la red observada a partir de las operaciones diarias efectuadas bilateralmente durante el año 2016. Computamos un conjunto de indicadores en pos de describir su estructura topológica y estabilidad (diámetro, densidad, distancia media mínima, asortatividad, centralidad, *clustering*, entre otros). Tras analizar también la distribución de grados de la red, observamos que la misma presenta una distribución de probabilidad de “colas anchas”, que ajusta estadísticamente a una ley de potencias. Esto nos permite concluir que la red argentina es “libre de escalas”, lo cual implica que existe un subconjunto relativamente pequeño de nodos muy interconectados, centrales para la estabilidad de la red, que conviven con numerosos nodos poco vinculados con los demás. Identificar dichas entidades centrales se convierte entonces en una tarea clave para la autoridad encargada de velar por la estabilidad financiera, y un valioso insumo a la hora de diseñar el marco de regulación macroprudencial.

*Códigos JEL: D850, G200.*

## 1. Introducción

En el presente trabajo se analiza la estructura topológica de la red que se configura a partir de las operaciones en el mercado interbancario de préstamos de corto plazo de Argentina. Más precisamente, nos enfocaremos en el mercado de préstamos no garantizado, también conocido como mercado de *call*. El mismo constituye un elemento de vital importancia para el correcto funcionamiento del sistema financiero. A través de aquél, las entidades financieras llevan adelante, en buena medida, el manejo diario de su liquidez. Simultáneamente, se erige como uno de los canales de transmisión esenciales de la política monetaria implementada por el banco central. Suele ser el principal mercado donde la autoridad monetaria interviene, según sus objetivos e instrumentos, para determinar las condiciones de liquidez de la economía, el nivel de tasas de interés y la evolución de los agregados monetarios (Anastasi, Elosegui y Sangiácomo, 2010).

El conjunto de las operaciones de crédito interbancario en este mercado puede ser cabalmente descrito y estudiado a través del enfoque del análisis de redes. Es decir, el mercado interbancario puede ser interpretado como un sistema compuesto por un conjunto de nodos (las entidades financieras) conectados por uno o más tipos de vínculos entre ellos (e.g. el otorgamiento y toma de créditos). Las características agregadas de este voluminoso entramado de transacciones pueden entonces ser analizadas en términos de las propiedades estadísticas y topológicas de la red que conforman. En este contexto se torna significativa la aplicación de metodologías cuantitativas para evaluar la estabilidad de la red y robustez del sistema ante eventuales *shocks*.

La topología de las estructuras que presentan los distintos tipos de redes existentes (por poner algunos ejemplos: internet, redes neuronales, redes sociales de comunicación, redes de colaboración entre empresas, y un extenso etcétera) afectan su funcionamiento y su estabilidad (Albert y Barabási, 2002; Newman, 2004). Existen ciertas configuraciones específicas que han sido estudiadas con mayor profundidad por la literatura especializada. Las redes puramente “aleatorias” (es decir, redes originadas a partir de vínculos aleatorios entre cierto conjunto de nodos) aparecieron más firmemente hacia finales de la década de 1950, cuando Erdős y Rényi (1959) postularon un procedimiento matemático para formalizar su construcción. Las mis-

mas se caracterizan por presentar una distribución de grados<sup>1</sup> que presenta algún pico en un número finito, y posee varianza finita (en general, su distribución de grados se asocia con una distribución Poisson). En este tipo de estructuras no existen nodos particularmente centrales y el sistema es muy resiliente ante “ataques” o problemas en nodos particulares (Iori *et al.*, 2006).

Asimismo, existen también redes denominadas “libres de escala” (*scale-free*), cuya distribución de grados sigue una ley de potencias<sup>2</sup>. La particularidad de estas redes es que, como suele afirmarse en la literatura, son “robustas-pero-vulnerables” -del término compuesto en inglés, *robust-yet-fragile*- (Haldane, 2009). Internet es un ejemplo de este tipo de redes. Las redes libres de escala son relativamente más robustas ante la destrucción aleatoria de una porción de sus nodos y vínculos, en el sentido de que no “se parten” (i.e. no se separan en subconjuntos aislados tras el quiebre de vínculos) frente a disrupciones aleatorias, sino que absorben este tipo de shocks sin dificultades. Pero a su vez, la red es muy vulnerable ante el riesgo de desaparición puntual de alguno de sus nodos centrales (también llamados *hubs*). Ataques acotados pero dirigidos a los actores más centrales de la red pueden causar el colapso de la misma (Albert, Jeong y Barabási, 2000). De aquí la caracterización de “robustas-pero-frágiles”. Si se verifica que una red interbancaria es libre de escala, entonces identificar sus nodos centrales se vuelve una tarea prioritaria de la autoridad encargada de velar por la estabilidad financiera del sistema económico (Hüser, 2015).

Estas herramientas y conceptos nos posibilitan evaluar los puntos fuertes y débiles de la red interbancaria de *call* argentina, sus características como conjunto, y, como se dijo, su vulnerabilidad ante potenciales eventos negativos. Este tipo de enfoques se vuelve esencial entonces para un completo diagnóstico del riesgo sistémico al que se encuentra expuesta la red, y, por ende, vital para el diseño de regulaciones macroprudenciales, pudiendo contribuir también como un elemento de valor adicional a tener en cuenta por parte de los hacedores de política monetaria.

Esto es así precisamente porque el sistema bancario se caracteriza por encontrarse muy interconectado a través de varios canales entre la mayoría de sus actores,

---

<sup>1</sup> Los grados de un nodo son el número de vínculos que tiene con otros agentes de la red.

<sup>2</sup> Más explícitamente, la distribución de grados observable ajusta estadísticamente a una función de densidad de la siguiente forma:  $f(k) = \alpha k^{-\gamma}$ . Donde  $k$  es el número de grados de cada nodo, mientras que  $\alpha$  y  $\gamma$  son parámetros a estimar.

dando origen a numerosas externalidades de red entre los mismos, y provocando el surgimiento de diversas interdependencias que deben ser abordadas como conjunto, para poder evaluar los posibles riesgos a los que se encuentra sujeto. Aquí aparece con fuerza la utilidad de identificar la estructura de la red, sus características principales, sus fortalezas y sus puntos débiles.

En este marco, el objetivo del presente trabajo consiste en analizar la estructura y características topológicas la red que surge a partir del mercado de *call* interbancario argentino. Ya se han hecho estudios similares para los mercados interbancarios de corto plazo de Austria (Boss *et al.*, 2004), de Italia (De Masi *et al.*, 2006), Colombia (Léon y Berndsen, 2014), Estados Unidos (Bech y Atalay, 2010), entre otros, y la mayoría de ellos llega a la conclusión de que dichas redes son libres de escala. Existen algunos otros trabajos que matizan estos resultados (Iori *et al.*, 2015; Fricke y Lux, 2015), dado que encuentran que los grados de entrada de las redes interbancarias bajo estudio ajustan mejor a una distribución binomial negativa, o que el ajuste a una ley de potencias no es el óptimo, a pesar de sí verificar distribuciones de grado con colas más pesadas que las que se asociarían a las redes aleatorias.

Nuestro análisis se centra en las operaciones de crédito a corto plazo estipuladas a lo largo de todo el año 2016. A partir de estas operaciones diarias, se pueden computar redes de periodicidad mensual, con las operaciones promedio entre las entidades involucradas durante dicho período. Tomamos como unidad de análisis las redes mensuales, fundamentalmente porque las exigencias de encajes que establece el Banco Central de la República Argentina (BCRA) conforman una restricción fundamental para el manejo de la liquidez bancaria, y la misma se exige, durante la mayor parte del año, en términos de un promedio mínimo de liquidez mensual por parte de las entidades (profundizaremos esta cuestión en la siguiente sección).

Encontramos que la distribución de grados de la red del mercado interbancario de *call* argentino ajusta estadísticamente a una ley de potencias, tanto para sus grados totales, como para los de entrada y de salida. Esto indica que la red es libre de escala, lo cual implica que se compone de un subconjunto relativamente pequeño de bancos muy interconectados, centrales para la red, que conviven con un gran número de entidades financieras que establecen pocos vínculos con las demás. Consecuentemente, la autoridad monetaria tiene incentivos a monitorear con especial cuidado los nodos centrales de la red, para garantizar la estabilidad y buen funciona-

miento del mercado que contribuye en buena medida a distribuir la liquidez entre los distintos agentes del sistema financiero.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. La segunda sección realiza una descripción del mercado interbancario de *call* y presenta algunos indicadores básicos que caracterizan la estructura de la red. La sección 3 resume los resultados centrales de nuestro análisis de la distribución de grados, coeficiente de *clustering* y centralidad de los distintos grupos de nodos del sistema. Mientras que en la última sección se plasman las conclusiones principales extraídas, sus implicancias en términos de política económica y supervisión financiera, y se sugieren líneas de investigación complementarias.

## **2. La red interbancaria argentina de préstamos a corto plazo**

El mercado de préstamos interbancarios de corto plazo en Argentina puede dividirse en dos mercados principales, uno sin garantía y otro garantizado. El primero, llamado habitualmente mercado de *call*, es el mercado tradicional en donde los bancos negocian sus posiciones de liquidez, acordando préstamos entre entidades financieras sin que se otorguen activos en garantía por los montos otorgados, y bajo la supervisión del BCRA. El mercado alternativo en el cual las entidades pueden negociar sus excesos y/o deficiencias de liquidez en el corto plazo se lo suele llamar “rueda REPO”, en donde se efectúan préstamos entre las entidades que en este caso se ven respaldados con garantías integradas por títulos públicos (fundamentalmente del Banco Central).

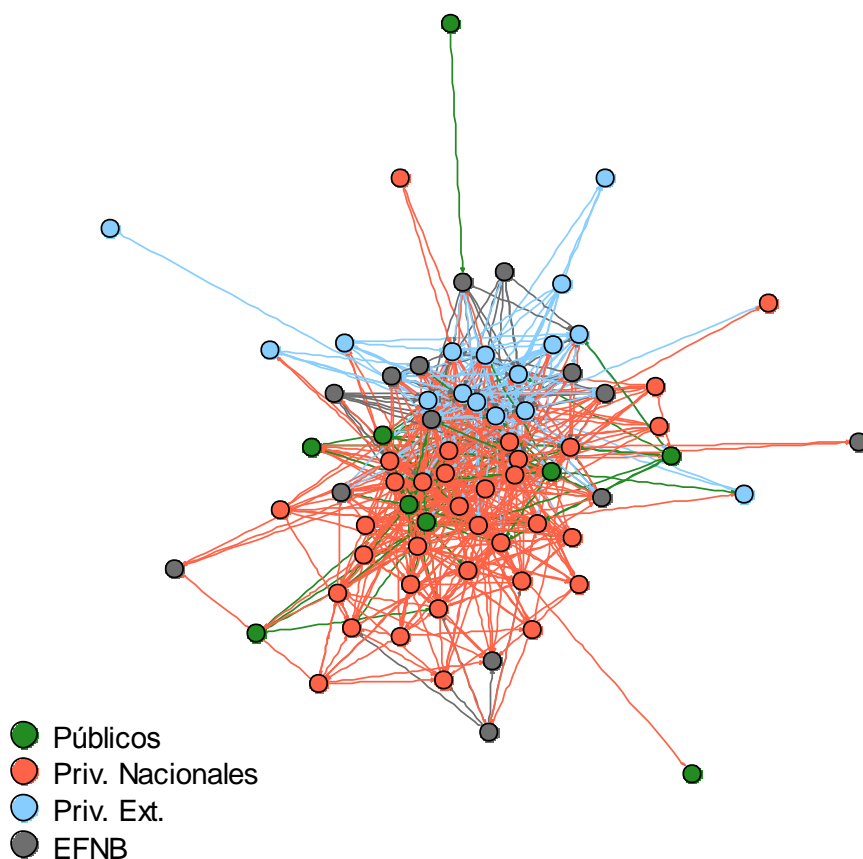
El objeto de estudio del presente trabajo es la operatoria en el mercado no garantizado, el mercado de *call*, durante el año 2016. Cada nodo de la red bajo análisis representa una entidad financiera interviniente en este mercado, y los vínculos existentes entre ellas dan cuenta de los préstamos bilaterales efectuados.

La información acerca de las operaciones diarias en este mercado surge del Sistema Centralizado de Requerimientos Informativos del BCRA. A partir de allí se extrae un detalle de las operaciones bilaterales diarias entre entidades otorgantes y receptoras, junto con el monto de las transacciones involucradas<sup>3</sup>. En cambio, para el ca-

---

<sup>3</sup> Cabe destacar que este régimen informativo agrega de forma diaria aquellas operaciones en las que coinciden la entidad receptora y la otorgante, la moneda, el plazo y el tipo de tasa de interés, por lo que estrictamente se conoce la suma de las operaciones en estos casos;

so de las operaciones que se realizan en forma bilateral entre entidades financieras en la rueda REPO no se cuenta con datos desagregados por operación (por ejemplo, entidades intervinientes y tasas), lo cual imposibilita la extensión a este mercado del análisis aquí realizado.



**Gráfico 2.1. La red interbancaria en el mercado de *call* argentino, año 2016.** Cada nodo representa una entidad financiera, y cada vínculo, la existencia de al menos una operación de crédito entre ellas durante el año 2016. El color del vínculo se determina por el origen de los fondos. La distribución de nodos en la red se efectuó mediante el algoritmo de Fruchterman-Reingold (1991).

Durante el año 2016, 79 entidades financieras en total estuvieron en actividad, pero 73 fueron las que realizaron al menos una operación en el mercado de *call* en el período. El sistema financiero argentino puede subdividirse en cuatro grupos (entre paréntesis se detalla el número de entidades dentro de cada grupo que participó en el mercado de *call*): Bancos Públicos (9), Bancos Privados de Capital Nacional (34), Bancos Privados de Capital Extranjero (16), y Entidades Financieras No Bancarias -

---

es decir, en esos casos no se cuenta con toda la información desagregada operación por operación.

EFNB- (14). En el Gráfico 2.1 se plasma la red que surge a partir de las operaciones efectuadas en el año 2016.

Cada vínculo de la red en el Gráfico 2.1 representa la existencia de al menos una operación de crédito a través del mercado de *call* durante el año en estudio. Se trata de un grafo *dirigido*, en el sentido de que se diferencia quién es la entidad prestamista y quién la prestataria en cada vínculo, por lo que la dirección de la relación se considera relevante.

La regulación macroprudencial argentina, dispuesta por el BCRA, determina una exigencia de encajes mínimos que deben cumplir las entidades financieras. Este requisito se lleva a la práctica mediante una exigencia promedio mensual mínima de liquidez durante la mayor parte del año<sup>4</sup>. Dada esta restricción, las entidades pueden prestar sus excesos de liquidez en este mercado interbancario de corto plazo, por lo que la actividad de las entidades hacia finales del mes en este mercado puede, en algunos casos, ser en promedio distinta a las conductas vigentes durante principios del período. Por este motivo, en el presente trabajo se analiza el comportamiento del mercado interbancario en base a la configuración mensual de las redes. A su vez, para la detección de *clusters* y comunidades en la siguiente sección se tomará la base de la red anual, para tener un panorama cabal de las relaciones más estables en el tiempo entre los agentes.

Las redes mensuales arrojan un número de 67 participantes en promedio, con una media de  $285 \pm 12$  vínculos entre ellos (se toma un intervalo de un desvío estándar a cada lado), lo cual implica que la red exhibe una densidad aproximada de 6,5% respecto del total de las conexiones posibles. Como se puede observar, se trata de una red muy alejada de ser completa<sup>5</sup>, lo que significa que sólo existe una pequeña fracción de todos los vínculos posibles, en línea con la evidencia empírica hallada para las redes interbancarias de otros países del mundo (Hüser, 2015).

---

<sup>4</sup> Es preciso señalar que en el presente existe una exigencia de encaje trimestral para el período diciembre-febrero, mientras que para el resto del año la exigencia es mensual. También existen requisitos mínimos de liquidez diaria.

<sup>5</sup> Se considera que una red es “completa” cuando se establecen todos los vínculos posibles entre los nodos participantes.

La distancia mínima promedio<sup>6</sup> entre los nodos de la red dirigida ronda  $3,15 \pm 0,35$ , mientras que el grafo no dirigido presenta una distancia promedio de  $2,35 \pm 0,05$ . El número correspondiente a la red no dirigida es relevante a los efectos de visualizar la interrelación entre las entidades en general, ya que capta en cierta forma más cabal el impacto que podría producirse frente a shocks de liquidez en el sistema.

El diámetro de la red es por supuesto más grande, pero lo que vale la pena destacar es que presenta mayor varianza mensual en términos relativos<sup>7</sup>, ya que el mismo se ubica en  $8,67 \pm 1,37$  para el caso dirigido, y en  $4,92 \pm 0,28$  para el no dirigido. Esto quiere decir que, mientras que la cantidad promedio de entidades que separan cualquier par de nodos apenas supera los 2 nodos (en el caso no dirigido), las entidades más alejadas entre sí de la red se encuentran a cinco nodos de separación (pero este número es menos representativo que el primero respecto de lo que realmente ocurre en cada período).

Por otra parte, el grado total promedio mensual de los nodos de la red, es decir, la cantidad promedio de entidades con las que se relacionó cada entidad, es de aproximadamente  $8,5 \pm 0,37$ . En la sección siguiente profundizaremos en el análisis sobre la distribución de grados del grafo.

La distancia mínima media ( $L$ ) que se espera en una red aleatoria, con un grado promedio  $\langle k \rangle$  y una cantidad de nodos  $N$ , se puede aproximar, bajo ciertos supuestos, de acuerdo a la siguiente relación (Heymann, Perazzo y Zimmermann, 2011):

$$L_{aleatoria} = \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

por lo que una red aleatoria con 67 participantes y grado promedio 8,5 presentaría según esta fórmula una distancia mínima media de 1,96. Como se dijo anteriormente, la red interbancaria bajo estudio posee una distancia mínima media de 2,35 si contemplamos la red no dirigida, por lo que podríamos afirmar que la distancia promedio se corresponde en buena medida con la de una red aleatoria, y por ende también con la de una red “mundo pequeño”. Sin embargo, antes de sacar conclu-

---

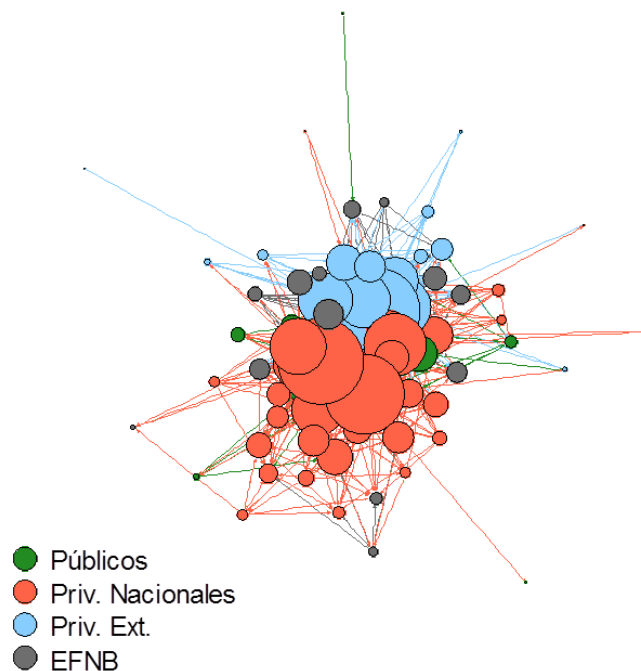
<sup>6</sup> La distancia mínima entre nodos es la cantidad de nodos que es necesario recorrer, como mínimo, para conectar cada par de ellos.

<sup>7</sup> Los coeficientes de variación correspondientes al diámetro promedio de la red son superiores a los de la distancia media mínima, lo cual quiere decir que el diámetro de la red presenta una mayor variabilidad respecto de su media a lo largo de los meses bajo estudio.



siones respecto de la morfología de la red es imprescindible estudiar su coeficiente de *clustering*, de modo tal de tener un diagnóstico más completo.

Antes de avanzar en esa dirección, computamos el coeficiente de asortatividad  $k_{nn}(k)$  de la red. El mismo se define como la correlación entre los grados de un nodo  $-k-$  y los grados de sus nodos vecinos  $-k_{nn}-$ <sup>8</sup>. El coeficiente promedio para nuestra red interbancaria mensual es de  $-0,2$ . Es decir, las entidades que conforman la red del mercado de *call* argentino presentan un comportamiento no asortativo. Eso significa que las entidades financieras con pocas interconexiones tienden a interactuar principalmente con las entidades más conectadas. A la inversa (siempre en promedio) los bancos con mayor número de vínculos tienden a relacionarse en el mercado con entidades que interactúan con otros pocos agentes (o ningún otro). Este comportamiento es típico de otras redes interbancarias para las que se hicieron este tipo de análisis, como, por ejemplo, la red austríaca (Boss *et al.*, 2004) o la italiana (De Masi *et al.*, 2006).



**Gráfico 2.2.** Grafo de la red interbancaria (para el año 2016), donde el tamaño de cada nodo está graficado en función del grado del mismo.

Un comportamiento no asortativo de este estilo redundaría en la prevalencia de una red con un formato “centro-periferia”, tal como se puede apreciar en el Gráfico 2.2,

---

<sup>8</sup> Si los nodos de un mismo grado tienden a estar conectados entre sí, eso significa que las entidades presentan un “comportamiento asortativo”, también a veces denominado “homofilia”, en el sentido de que nodos con grados similares tienden a unirse entre ellos.

donde conviven un grupo de entidades con un gran número de grados, conectadas ellas fundamentalmente con entidades poco interrelacionadas a su vez con otros agentes de la red.

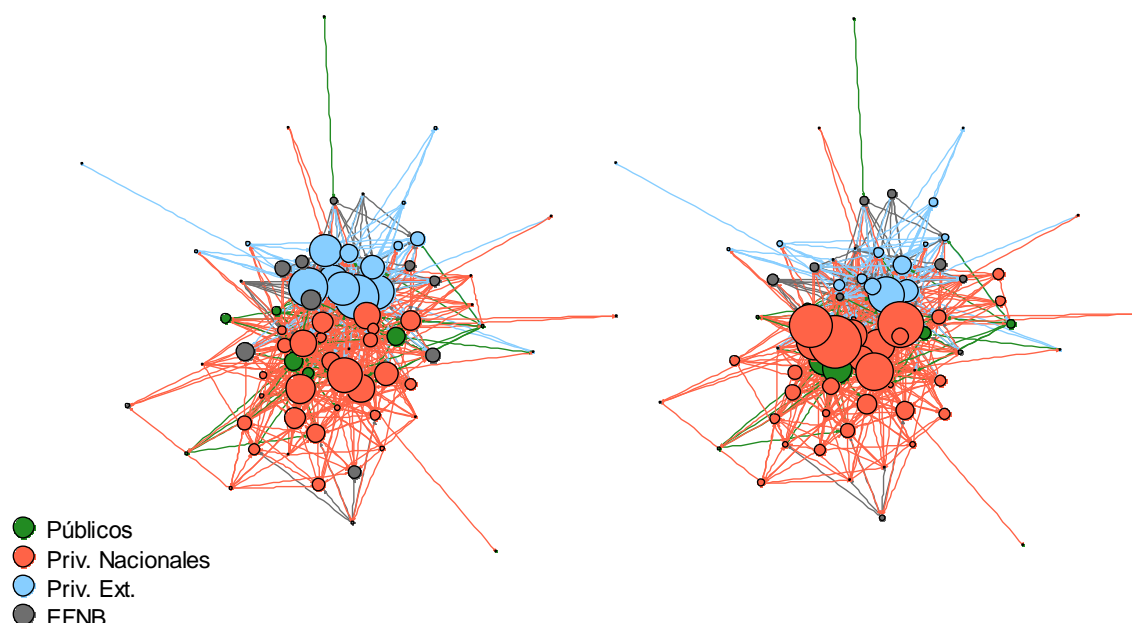
Finalmente, una medida adicional que puede complementar este análisis es la reciprocidad de la red, es decir, el porcentaje de vínculos recíprocos (para el grafo dirigido) entre las entidades. Si se toma el año 2016 como conjunto, el porcentaje de vínculos recíprocos es de 38,4%. Esto quiere que decir que más del 60% son vínculos unidireccionales, donde una entidad es la que le presta a otra, pero no ocurrió lo inverso a lo largo de todo el año. Esto podría significar que existe un elevado número de entidades que suelen tener reiterados excesos de liquidez, mientras que otras se caracterizan por deficiencias recurrentes en este aspecto. Avanzaremos sobre esta cuestión en los párrafos sucesivos.

La siguiente sección presenta los resultados de dos análisis complementarios. Primero, estudiaremos en profundidad la distribución de grados de la red. Y, en segundo lugar, intentaremos detectar la existencia o no de *clusters* (o también llamados “comunidades”) entre las entidades que la conforman.

### **3. Resultados empíricos**

#### **Distribución de grados**

A modo de aproximación inicial para el estudio de la distribución de grados, en el Gráfico 3.1 (complementario al Gráfico 2.2) se presenta la red, para el año 2016 en conjunto, distinguiendo sus nodos de acuerdo a los grados de entrada y de salida de los mismos.



**Gráfico 3.1.** Grafos de la red para el año 2016, donde el tamaño de los nodos refleja: en el grafo de la izquierda, el **grado de entrada** de los nodos (cantidad de entidades de las que recibió fondos cada nodo), mientras que, en el grafo de la derecha, el **grado de salida** de los mismos (cantidad de entidades a las que le otorgó créditos).

A simple vista, partir de estos grafos es posible deducir que el grado promedio total, de entrada y de salida, de las entidades varía claramente entre los distintos grupos de nodos. Este fenómeno aparece plasmado de manera evidente en la siguiente tabla:

Tabla 3.1. Grado medio por grupos de entidades					
Tipo de grado	Públicos	Privados Nac.	Privados Ext.	EFNB	Total red
<b>Total</b>	6,58	9,31	10,13	5,95	8,53
<b>Entrada</b>	1,84	3,86	6,74	3,71	4,27
<b>Salida</b>	4,75	5,46	3,39	2,25	4,27

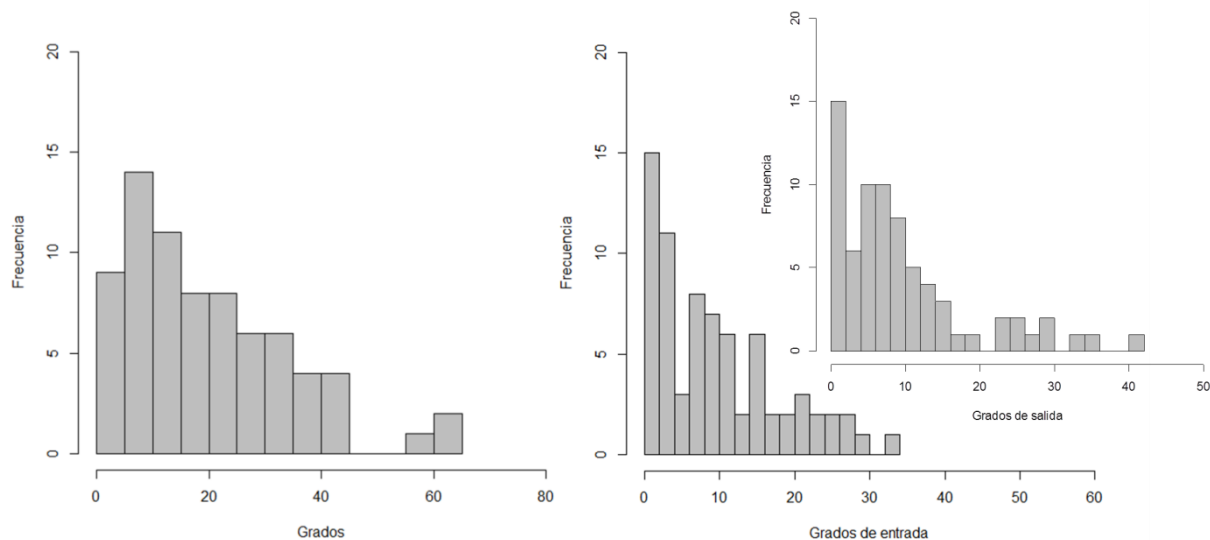
Si nos detenemos analizar el grado promedio total de los distintos grupos de entidades, se puede afirmar que los bancos más interconectados con otros agentes de la red son los privados, y en mayor medida los de capital extranjero. Esto quiere decir que presentan una intervención en promedio más diversificada en el mercado de *call*. Los bancos públicos y las EFNB poseen menos interconexiones con los demás nodos. Sobre esta base, y teniendo en cuenta el coeficiente de asortatividad negativo antes mencionado, se puede concluir que el “centro” de la red estaría conformado en mayor medida por bancos privados, más conectados, que interactúan probable-

mente con una “periferia” que se compone de bancos públicos y EFNB, los cuales tienden a relacionarse a su vez con menor cantidad de agentes.

Otro elemento a destacar es que los bancos públicos y los privados de capital nacional muestran un grado medio de salida superior al de entrada, mientras que lo inverso ocurre en el caso de los privados de capital extranjero y las EFNB. Es decir, los dos primeros son agentes mayormente prestamistas en el mercado interbancario, mientras que los dos segundos tienden a ser prestatarios. Esto puede significar que los bancos públicos en general y una buena parte de los privados nacionales se encuentran más frecuentemente ante excesos temporales de liquidez en pesos disponibles para colocar. Se podría plantear la hipótesis de que este fenómeno se explica porque muchos de los primeros suelen ser más bien bancos “pagadores”. Es decir, reciben gran cantidad de efectivo por parte de distintos empleadores (el Estado por ejemplo, en el caso de los bancos públicos), que poco tiempo después se distribuye entre sus clientes bajo la forma de sueldos, jubilaciones, etc. Durante esos escasos momentos en los que el dinero queda depositado en las entidades, previo a su extracción por parte de los clientes, estos bancos aprovecharían para obtener alguna rentabilidad a partir de la colocación de dichos fondos a muy corto plazo en el mercado de *call*.

Pasemos ahora a analizar el histograma de frecuencias que surge a partir de la distribución de grados entre los nodos de la red (Gráfico 3.2).

Tras la realización de tests de Kolmogorov-Smirnov, verificamos que la distribución de grados de la red ajusta estadísticamente a una ley de potencias, tal como muchas otras redes del mundo real. La distribución de grados totales ajusta a una función  $f(k) = \alpha k^{-2,4}$ , mientras que el exponente (usualmente denotado con la letra griega  $\gamma$ ) de la distribución de grados de entrada se aproxima a -3,2, y para los grados de salida sería de -2,85.



**Gráfico 3.2. Histogramas de grados de la red.** Izquierda: histograma de grados totales. Derecha: histogramas de los grados de entrada y de salida de la red.

A partir de este resultado se puede afirmar que **la red interbancaria representada por el mercado *call* argentino posee la estructura de una red libre de escala (*scale-free*)**, ya que la distribución de grados se corresponde estadísticamente con una ley de potencias. Esto significa que la red se compone de muchos bancos con pocas interconexiones, los cuales conviven con un número relativamente pequeño de entidades que poseen una gran cantidad de vínculos. En la sección final del presente trabajo desarrollaremos qué implicancias se derivan de este hallazgo a los efectos de la estabilidad de la red interbancaria.

En cuanto a los exponentes detectados para las funciones de distribución de grados, vemos que se ubican en niveles cercanos con los hallados para otras redes interbancarias que también se ajustan a la estructura de una red libre de escala. Véanse por ejemplo los trabajos de Alves *et al.* (2013), para la red interbancaria europea, de De Masi *et al.* (2006) para la italiana, de Boss *et al.* (2004) para la austríaca, o de León y Berndsen (2014) para la red de pagos y sistema de compensación colombianos.

Vale la pena hacer una breve referencia también acerca de la centralidad de los distintos grupos en la red. En la Tabla 3.2 se puede apreciar que en promedio la red presenta una centralidad de 12,8%, pero que esta media se compone de actores bastante heterogéneos entre sí.

Mientras que los bancos públicos acaparan menos del 5% de los vínculos de la red, el grupo de bancos privados nacionales presenta el mayor coeficiente de centrali-

dad, cercano al 50%. Los bancos privados de capital extranjero los siguen de cerca, participando en un 37% de los vínculos existentes en la red. De manera consistente con lo dicho antes, comprobamos que los actores centrales en el mercado de *call* son los bancos privados.

Tabla 3.2. Centralidad de los distintos grupos de entidades					
Tipo de grado	Públicos	Privados Nac.	Privados Ext.	EFNB	Total red
Centralidad	4,5%	46,8%	37,3%	10,9%	12,8%
Centralidad ponderada*	0,36	1,01	1,70	0,50	-

\*Nota: se computa dividiendo los coeficientes de centralidad de cada grupo por el porcentaje de bancos respecto de los 73 totales que hay dentro del mismo. Es preciso destacar que este no constituye un indicador de centralidad, pero se realiza el ajuste con el objeto de evaluar si el efecto de la “cantidad de bancos dentro de cada grupo” es relevante o no a la hora de explicar el rol en términos de centralidad de cada grupo.

Sin embargo, uno podría preguntarse si en realidad estos coeficientes de centralidad son producto simplemente de que hay más cantidad de bancos en estos dos grupos. Por ese motivo computamos el indicador bautizado por nosotros como “Centralidad ponderada”, la cual es básicamente la cifra previa dividida por el porcentaje de bancos que hay dentro de cada grupo respecto de los 73 totales. Este número no indica centralidad, pero realizamos este ajuste con el objeto de evaluar si el efecto de la “cantidad de bancos dentro de cada grupo” es relevante o no a la hora de explicar el orden de centralidad de los grupos. La conclusión más interesante que se desprende de este cómputo es que los bancos privados de capital extranjero pasan a cobrar el rol más protagónico de la red una vez que corrige la centralidad de los grupos en función de su número de participantes. Ello implicaría que, de poseer el mismo número de integrantes los bancos nacionales que los extranjeros, los segundos mostrarían un mayor ratio de centralidad, dando cuenta de la relevancia prioritaria de estos actores en el mercado de *call* doméstico. Estas conclusiones se condicionan con el hecho de que ese grupo es el de mayor grado total promedio.

### DetECCIÓN DE *clusters* Y COMUNIDADES

El coeficiente de *clustering* mide la probabilidad de que dos nodos que están vinculados a un tercer nodo dado, estén conectados también entre ellos. Un coeficiente

de *clustering* alto significaría que dos bancos que establecen vínculos con un tercero, presentan una probabilidad más elevada de vincularse entre ellos que con cualquier otro banco aleatorio de la red. Cabe destacar que este indicador sólo se puede definir de manera apropiada para el grafo no dirigido.

Encontramos que el coeficiente de *clustering* promedio de la red mensual es de  $0,19 \pm 0,02$ , el cual constituye un número relativamente reducido en relación a otros tipos de redes (las redes “mundo pequeño”, por ejemplo), pero se ubica por encima respecto al de una red aleatoria con parámetros semejantes.

El coeficiente que se esperaría para una red aleatoria que presente un grado medio  $\langle k \rangle$  y N similares<sup>9</sup> (como ya se dijo, el grado medio de nuestra red es 8,5 y N es 67), rondaría el 0,13, por lo que el mercado interbancario aquí estudiado presenta un nivel claramente por encima. Este fenómeno es típico de las redes libres de escala, que poseen ratios de *clustering* más elevados que las redes aleatorias, pero sensiblemente más acotados que los de una red “mundo pequeño” (Heymann *et al.*, 2011).

En el contexto de los mercados interbancarios, lo más usual es la presencia de un coeficiente de *clustering* más elevado que los esperables en redes aleatorias (Hüser, 2015), pero reducido en términos relativos a otras redes con mayor tendencia a formar comunidades o subconjuntos dentro del grafo. Las entidades en general buscan diversificar el riesgo de acreedor (tanto por decisión propia como por motivos regulatorios), por lo que no tienden a conformar grupos tan aislados e interconectados entre ellas, con el objeto de minimizar posibles riesgos de contagio de shocks negativos, entre otras eventualidades potenciales.

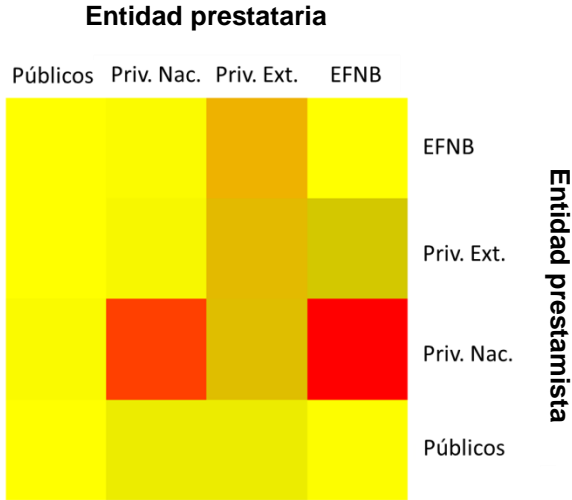
Hemos analizado las operaciones interbancarias en busca de “comunidades”, es decir, grupos de entidades que tiendan a establecer una mayor cantidad de vínculos entre ellas, mediante varios algoritmos de detección de *clusters*, pero no obtuvimos resultados robustos, ya que la composición de los *clusters* hallados por los distintos métodos variaban considerablemente en función del período analizado. Esto corrobora la visión de que la conformación de “comunidades” en el mercado interbancario no constituye una estrategia óptima, sino que más bien se contrapone con los criterios más consensuados para una correcta diversificación del riesgo.

---

<sup>9</sup> El coeficiente de *clustering* (C) de una red aleatoria de grado medio  $\langle k \rangle$  y N nodos puede aproximarse según la fórmula:  $C = \langle k \rangle / N$ .

Para finalizar esta sección, presentamos un mapa de las interrelaciones entre los distintos grupos de entidades en función del volumen operado entre cada uno de ellos, de modo tal de visualizar más gráficamente la magnitud de sus interacciones.

Tal como se desprende en el Gráfico 3.3, no se verifica que exista concentración de las operaciones de crédito entre entidades del mismo grupo. Sí es posible corroborar una vez más que las entidades tomadoras de fondos por excelencia son las privadas de capital extranjero, mientras que las privadas de capital nacional constituyen los principales prestamistas del sistema.



**Gráfico 3.3. Heatmap de las interrelaciones entre grupos de entidades.** La intensidad de los colores (hacia la gama del rojo) indica un mayor volumen operado entre gru-

#### 4. Conclusiones y reflexiones finales

El análisis aquí presentado provee una investigación respecto de las características estructurales de la red a través de la cual puede esquematizarse el mercado interbancario de *call*. La conclusión central del trabajo se basa en haber comprobado que la distribución de grados de la red (tanto los totales, como los de entrada y de salida) ajusta estadísticamente a una ley de potencias, por lo que existe evidencia para sostener que el mercado de *call* argentino se puede representar a través de una red libre de escala. Esta conclusión es relevante a los efectos de diseñar la regulación prudencial del sistema y llevar adelante su supervisión, así también como insumo para futuras modelizaciones teóricas que puedan efectuarse del sistema financiero doméstico. Como se dijo, la presencia de una red libre de escala significa que hay un grupo numeroso de bancos poco vinculados con otros, mientras que existe a la



vez un pequeño subconjunto muy interconectado, que se convierten agentes centrales para la salud y estabilidad de la red.

En línea con lo que anticipamos previamente, este tipo de estructura es más resiliente que una red aleatoria ante remociones aleatorias de nodos y vínculos, pero en cambio muy vulnerable ante ataques o shocks en los agentes centrales del sistema. De aquí su caracterización como redes “robustas-pero-vulnerables”.

A partir del análisis de los grados medios por grupos de bancos, concluimos que los principales actores de la red son los bancos privados, tanto de capital nacional como extranjero, pero ambos desempeñan roles distintos en el mercado. Mientras que los bancos privados nacionales y los públicos tienden a ser prestamistas o proveedores de liquidez para el mercado de *call*, los extranjeros o las EFNB suelen erigirse en promedio como prestatarios.

Complementariamente, el coeficiente de asortatividad negativo nos permite afirmar que la red presenta un comportamiento “centro-periferia” o “no-asortativo”, en el sentido de que las entidades más conectadas tienden a vincularse con las de menor grado, mientras que, a la inversa, las menos vinculadas prefieren operar con las de mayor grado en la red. El coeficiente de *clustering* hallado se encuentra en línea con los valores típicos para las redes libres de escala. Es decir, superiores a los de una red aleatoria, pero en general menores a los de una red “mundo pequeño”. Estos fenómenos presentan plena consistencia con la literatura asociada al análisis de la estabilidad financiera y diversificación del riesgo. Los bancos no adoptan como estrategia óptima el mantener *clusters* aislados y estables, ya que dicha conducta exacerbaría los riesgos por concentración de acreedores/deudores en su cartera, y los riesgos de contagio ante posibles problemas de insolvencia de su contraparte, entre otros.

Nuestras conclusiones apuntan a efectuar una contribución al diagnóstico respecto de la estabilidad del sistema financiero argentino, circunscribiéndose obviamente su alcance a lo que atañe al mercado de *call* y el manejo de los excesos y/o deficiencias de liquidez del sistema. Este tipo de análisis se muestran muy ventajosos para complementar el diseño de política de supervisión prudencial, y para comprender mejor los canales de transmisión de la política monetaria a través de estos mecanismos.

A partir de lo reseñado aquí, se abre hacia adelante una fértil agenda de investigación complementaria. Nuevos estudios podrían orientarse a comprobar la robustez de nuestras conclusiones a lo largo de distintos años, o al análisis de la red frente a eventos puntuales de estrés. También sería preciso profundizar desde una perspectiva más dinámica el diagnóstico, indagando sobre la evolución de la red y el comportamiento de los nodos a través del paso del tiempo. Y, más importante aún a los efectos de garantizar la estabilidad del sistema financiero en conjunto, se podrían efectuar este tipo de ejercicios contemplando un mayor nivel complejidad en las interacciones entre agentes, incluyendo exposiciones más en general entre las distintas entidades, y no sólo circunscriptas a las operaciones interbancarias asociadas a la liquidez del sistema.

## 5. Bibliografía

- Albert, R. y Barabási, A-L. (2002): "Statistical mechanics of complex networks". *Reviews of Modern Physics*, 74, pp. 47-97.
- Albert, R.; Jeong, H. y Barabási, A-L. (2000): "Error and attack tolerance of complex networks". *Nature*, 406 (6794), pp. 378-382.
- Alves, I.; Ferrari, S.; Franchini, P.; Heam, J.; Jurca, P.; Langeld, S.; Laviola, S.; Liedorp, F.; Sánchez, A.; Tavoraro, S. y Vuillemeij, G. (2013): "The structure and resilience of the European interbank market". *ESRB Occasional Papers*, 3.
- Anastasi, A.; Elosegui, P. y Sangiácomo, M. (2010): "Determinantes de la tasa interbancaria de préstamos en Argentina". *Ensayos Económicos*, BCRA, N° 57, pp. 95-126.
- Bech, M. y Atalay, E. (2010): "The topology of the federal funds market". *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389 (22), pp. 5223-5246.
- Boss, M.; Elsinger, H.; Summer, M. y Thurner, S. (2004): "Network topology of the interbank market". *Quantitative Finance*, 4 (6), pp. 677-684.
- De Masi, G.; Iori, G. y Caldarelli, G. (2006): "Fitness model for the Italian interbank money market". *Physical Review E* 74, 066112.
- Erdős, P. y Rényi, A. (1959): "On Random Graphs. I". *Publicationes Mathematicae*, 6, pp. 290–297.
- Fricke, D. y Lux, T. (2015): "On the distribution of links in the interbank network: Evidence from the e-MID overnight money market". *Empirical Economics*.
- Fruchterman, T. y Reingold, E. (1991): "Graph Drawing by Force-Directed Placement", *Software – Practice & Experience*, Wiley, 21 (11), pp. 1129–1164.
- Haldane, A. (2009): *Rethinking the financial network*. Conferencia brindada en *Financial Student Association*, Amsterdam, Abril.
- Heymann, D.; Perazzo, R. y Zimmermann, M. (2011): *Modelos económicos de múltiples agentes: Una aproximación de la economía desde los sistemas complejos*. Mimeo.
- Hüser, A-C. (2015): "Too Interconnected to Fail: A Survey of the Interbank Networks Literature". SAFE Working Paper N° 91, Goethe University.
- Iori, G.; De Masi, G.; Precup, O.; Gabbi, G. y Caldarelli, G. (2007): "A network analysis of the Italian overnight money market". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32 (1), pp. 259-278.
- Iori, G.; Jafarey, S. y Padilla, F. (2006): "Systemic risk on the interbank market". *Journal of Economic Behaviour and Organization*, 61 (4), pp. 525–542.
- Iori, G.; Mantegna, R.; Marotta, L.; Miccichè, S.; Porter, J. y Tumminello, M. (2015): "Networked relationships in the e-MID interbank market: A trading model with memory". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 50 (0), pp. 98-116.

- Kiyotaki, N. y Moore, J. (1997): “Credit Cycles”. *Journal of Political Economy*, 105 (2), pp. 211-248.
- Léon, C. y Berndsen, R. (2014): “Rethinking nancial stability: Challenges arising from financial networks' modular scale-free architecture”. *Journal of Financial Stability*, 15 (0), pp. 241-256.
- Lux, T. (2014): “Emergence of a core-periphery structure in a simple dynamic model of the interbank market”. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 52, A11-A23.
- Newman, M. (2004): “Analysis of weighted networks”. *Physical Review E* 70 (5), 056131.
- Nier, E.; Yang, J.; Yorulmazer, T. y Alentorn, A. (2008): “Network models and financial stability”. Working Paper N° 346, Bank of England.
- Wasserman, S. y Faust, K. (1994): *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press.