

Universidad de Buenos Aires  
Facultad de Ciencias Económicas  
Escuela de Estudios de Posgrado

---

**MAESTRÍA EN ECONOMÍA**

---

TRABAJO FINAL DE MAESTRÍA

---

El mercado interbancario argentino:  
Un análisis topológico de redes

---

AUTOR: FEDERICO DANIEL FORTE

DIRECTORA: DRA. VIKTORIYA SEMESHENKO

MAYO 2019

## Resumen

El presente trabajo analiza el mercado interbancario argentino de préstamos a corto plazo, conocido como mercado de *call*, aplicando el enfoque de redes complejas y la teoría de grafos. Se describe la estructura topológica de la red que se desprende a partir de las operaciones de crédito no garantizadas a un día hábil de plazo entre las entidades financieras, en base a la información relevada por el Banco Central de la República Argentina (BCRA), durante el período comprendido entre los años 2003 y 2017.

La red, cuyos nodos y vínculos están representados respectivamente por los bancos y las transacciones realizadas entre ellos, exhibe baja densidad, tal como es usual en el contexto de redes financieras, y una reciprocidad casi siempre mayor a la que se esperaría en un grafo aleatorio comparable. La distancia media mínima entre las entidades es acotada y el coeficiente de *clustering* observado supera al de una red aleatoria de igual tamaño, en línea con los valores presentes en las redes de préstamos interfinancieros de otros países del mundo. Asimismo, la red es eminentemente no-asortativa. Se computaron distintas medidas de centralidad para sus nodos, y se detectó un efecto significativamente positivo derivado de una mayor centralidad sobre la capacidad de los bancos para negociar tasas de interés más convenientes en el mercado. La distribución de grados de la red se ajusta estadísticamente a una lognormal, la cual se trata de una distribución de colas pesadas. Este hallazgo señala la existencia de un número reducido de entidades con elevada conectividad, que convive con una mayoría de nodos mucho menos interconectados. Las conclusiones aquí plasmadas constituyen insumos importantes para la evaluación de los riesgos sistémicos a los que se expone la red y sientan bases empíricas firmes para el desarrollo de futuras modelizaciones teóricas.

**Palabras clave:** Análisis de redes, mercado interbancario, riesgo sistémico.

**Códigos JEL:** D85, G21, G28.

## Índice

1. Introducción.....	3
2. El mercado interbancario argentino .....	5
2.1. Instrumentos de regulación monetaria del BCRA .....	7
2.2. Volatilidad macroeconómica argentina.....	9
2.3. Requisitos mínimos de liquidez.....	13
3. Marco teórico y análisis empíricos sobre redes interbancarias .....	16
3.1. El análisis de redes complejas y la teoría de grafos .....	18
3.2. Estudios empíricos sobre redes interbancarias .....	23
4. Metodología.....	27
4.1. Datos .....	27
4.2. Métricas topológicas de la red .....	28
4.2.1. Tamaño y representación de la red .....	29
4.2.2. Conectividad .....	31
4.2.3. Centralidad y concentración.....	34
4.3. Distribución de grados .....	38
5. Análisis de la red interbancaria argentina .....	43
5.1. Tamaño.....	43
5.2. Conectividad .....	50
5.3. Centralidad y concentración .....	55
5.4. Distribución de grados .....	62
6. Efectos de la centralidad de los nodos sobre las tasas de interés operadas .....	69
7. Conclusiones y reflexiones finales .....	75
8. Bibliografía.....	79
9. Anexo: Tabla comparativa de redes interbancarias empíricas en el mundo .....	84

## 1. Introducción

Las entidades financieras se caracterizan por exhibir un elevado grado de interdependencia entre sí, dado que se encuentran estrechamente vinculadas tanto desde el lado del activo como del pasivo de sus hojas de balance. Las interconexiones vigentes en el sistema bancario han sido estudiadas durante muchos años, pero las crisis financieras de fines de los años noventa y fundamentalmente la crisis financiera global de 2007-2009 fueron los eventos que evidenciaron la ineludible necesidad de contar con una comprensión correcta y una evaluación integral de los riesgos sistémicos derivados de estas numerosas vinculaciones.

En ese marco, el análisis de redes complejas constituye una metodología de especial utilidad para dilucidar y entender mejor las frondosas interrelaciones, tanto directas como indirectas, que se crean permanentemente entre los distintos agentes del sistema financiero. Se trata de un conjunto de técnicas estadísticas y computacionales basado en la teoría de grafos, que permite abordar de un modo exhaustivo a la multiplicidad de lazos y participantes involucrados. De esta forma, es posible analizar fenómenos como el contagio financiero y las externalidades de red, que han sido muy enfatizados por la literatura especializada reciente sobre estabilidad financiera (Bougheas y Kirman, 2014).

En el presente trabajo se estudia el mercado interbancario argentino de préstamos a corto plazo, comúnmente conocido como mercado de *call*, aplicando un enfoque basado en el análisis de redes y la teoría de grafos. Este mercado es uno de los ámbitos en donde las entidades financieras llevan adelante, en buena medida, la administración cotidiana de su liquidez. La tasa de interés pactada allí es la que se conoce como tasa *call*, y constituye una de las referencias principales del “costo del dinero” en Argentina. Esta tasa de interés corto plazo se trata de un indicador fundamental para la determinación de las restantes tasas de la economía. Por este motivo, representa también uno de los canales de transmisión más directos con los que cuenta la política monetaria implementada por el Banco Central de la República Argentina (BCRA), el ente regulador del sistema financiero local. Suele ser uno de los mercados en donde la autoridad monetaria interviene con mayor asiduidad, de acuerdo a sus objetivos e instrumentos, en pos de definir las condiciones de liquidez de la economía, el nivel de tasas de interés y la evolución de los agregados monetarios.

Estas razones dan cuenta de la relevancia de examinar las características estructurales de la red que se conforma a partir de este mercado. Sobre esa base, es posible luego evaluar su estabilidad y sus propiedades sistémicas. En esta red, los nodos son representados por las entidades

financieras, mientras que los vínculos entre ellas quedan definidos por las operaciones de crédito a un día hábil que pautan en el mercado de *call*.

El objetivo de este estudio consiste en describir las características topológicas principales de la red resultante, analizando el período comprendido entre los años 2003 y 2017. Se buscará dilucidar a qué tipo de red teórica estilizada se asemejan en mayor medida sus cualidades estructurales, con el propósito ulterior de extraer conclusiones sobre su estabilidad ante potenciales eventos disruptivos.

Se trata del primer análisis topológico integral de la red interbancaria argentina. Este tipo de estudios empíricos han ido proliferando desde principios de los años 2000, en la medida que fueron avanzando las tecnologías computacionales y la disponibilidad de datos para hacer posible estos abordajes. Se han efectuado varios trabajos aplicando una metodología análoga sobre redes similares de otros países del mundo, como, por ejemplo, la de Italia (De Masi, Iori y Caldarelli, 2006), Estados Unidos (Bech y Atalay, 2008), Dinamarca (Rørdam y Bech, 2009) y Suiza (Schumacher, 2017)<sup>1</sup>.

El período temporal de 15 años contemplado aquí para Argentina es uno de los más extensos abordados hasta ahora en la literatura de redes empíricas. Como estrategia de análisis, y a los fines de una mayor claridad expositiva, subdividimos esta ventana temporal en 6 etapas diferenciadas. Esto nos permitirá, además, captar más cabalmente la variabilidad de la estructura de la red de *call* a lo largo del tiempo, la cual tendió a acompañar en cierta medida a la volatilidad que experimentó la macroeconomía argentina durante estos años.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En la sección 2 se describen las principales características del mercado de *call*, se enumeran los distintos instrumentos de política monetaria y regulatorios del BCRA que afectan al mismo, y se comentan las distintas etapas en las que subdividiremos analíticamente al período temporal bajo análisis. En la tercera sección se revisa la literatura teórica y empírica sobre redes financieras, a la vez que se efectúa un breve repaso por los conceptos centrales de la teoría de grafos. En la sección 4 se explica en forma detallada la metodología implementada. Las métricas topológicas empíricas resultantes se plasman en las secciones 5.1, 5.2 y 5.3, mientras que en la sección 5.4 se analiza específicamente a la distribución de grados de la red. En la sección 6 se plasman los resultados de una estimación económica básica en donde se busca cuantificar el efecto derivado de la centralidad de cada entidad

---

<sup>1</sup> En el Anexo se presenta una tabla que resume las principales características de las redes interbancarias empíricas estudiadas en el mundo hasta el presente.

en la red sobre su capacidad para pactar una tasa de interés más conveniente en sus operaciones individuales en el mercado de *call*. Finalmente, en la sección 7 se resumen las principales conclusiones, se plantean implicancias en términos de recomendaciones de política, y se proponen líneas de investigación para futuros trabajos sobre la red interbancaria argentina.

## 2. El mercado interbancario argentino

En la República Argentina, el mercado de *call* es el mercado interbancario tradicional en donde las entidades financieras<sup>2</sup> negocian entre sí sus posiciones de liquidez. La tasa de interés promedio (ponderado por monto operado) que surge cada día a partir de este tipo de transacciones constituye una de las tasas de corto plazo más representativas del “costo del dinero” en la economía, y, como tal, suele ser una de las principales referencias a la hora de determinar el resto de las tasas de interés existentes en el sistema financiero.

Los préstamos en este mercado son no garantizados, es decir, se llevan a cabo sin la necesidad de que el prestatario entregue un activo colateral como garantía de la operación. Las transacciones se acuerdan entre las entidades autorizadas por el BCRA por vía telefónica, medio por el cual también se pacta la tasa de la operación. La enorme mayoría de los préstamos se realizan a un día hábil de plazo, aunque también se produce un acotado número a plazos más largos. Cada entidad financiera realiza la correspondiente evaluación de riesgo y abre líneas de crédito definidas para cada contraparte (en donde se determina fundamentalmente el límite de otorgamiento de fondos a cada una). Por ende, al enfrentar necesidades de liquidez, las entidades recurren en primera instancia a aquellas líneas de crédito abiertas que ya poseen en otros bancos. Esto genera el surgimiento de ciertas interacciones repetidas entre pares de agentes participantes del mercado. El enfoque de redes posibilita, justamente, un estudio integral de esas relaciones que se van formando a lo largo del tiempo, y analizar la estructura de interdependencias que se desprende a partir del circuito de la liquidez en el sistema financiero doméstico.

Las operaciones concertadas bilateralmente entre las entidades se compensan a través del sistema de liquidación y compensación bruto en tiempo real, denominado “MEP”, el cual opera entre las 8:00hs. y las 20:00hs<sup>3</sup>. Las transacciones que se cursan a través de este sistema quedan

---

<sup>2</sup> Cuando en el presente trabajo se hace referencia a las entidades financieras que operan en Argentina se está considerando como tales a todas aquellas entidades reguladas por el BCRA (de acuerdo a la Ley N° 21.526, que regula a las entidades financieras en el país, y a la Carta Orgánica del BCRA, plasmada en la Ley N° 24.144 y sus modificatorias).

<sup>3</sup> El “MEP” (Medio Electrónico de Pagos) es un sistema de Liquidación Bruta en Tiempo Real (LBTR) desarrollado en el año 1997, y administrado por el BCRA.

en firme en el momento en que superan ciertas validaciones técnicas efectuadas por la autoridad monetaria, quien también se ocupa de verificar la existencia de saldo en las respectivas cuentas de las partes involucradas. Por lo tanto, los movimientos de fondos bajo esta modalidad no presentan riesgo de liquidación. No obstante, el hecho de que la concertación de estas operaciones sea de forma telefónica impide que las mismas sean conocidas por todos los agentes, lo cual le resta cierta transparencia al mercado si se lo compara con sistemas que operan mediante plataformas electrónicas<sup>4</sup>.

Existe también en Argentina otro mercado complementario en el que las entidades pueden negociar en forma diaria sus excesos y/o deficiencias de liquidez de corto plazo, denominado comúnmente “rueda REPO”. A diferencia del mercado de *call*, se trata de un mercado garantizado, donde los activos colaterales que se entregan a modo de garantía son en su mayoría títulos públicos, entre los cuales los del propio BCRA son los de utilización más difundida. La negociación en este mercado se efectúa mediante una plataforma electrónica homologada, por lo que su dinámica es más transparente, ya que las posturas pueden ser observadas (y aceptadas) por todos los participantes.

Sin embargo, para operar en este mercado es necesario cumplir con ciertas condiciones patrimoniales, que para un número considerable de entidades financieras resultan restrictivamente onerosas<sup>5</sup>. La existencia de esta suerte de barrera de entrada es uno de los principales factores que explica que el mercado de *call* siga conservando un rol significativo en el sistema financiero local. El presente trabajo se limitará sólo al estudio de este último, debido a que no se cuenta con información desagregada de las operaciones de la rueda REPO (e.g., entidades intervinientes, tasas pactadas por operación), lo cual imposibilita extender a ese mercado el análisis aquí propuesto.

---

<sup>4</sup> Se han realizado intentos de implementar un mercado interbancario no garantizado a partir de una rueda de negociación abierta, a través de una plataforma de transacciones electrónicas del Mercado Abierto Electrónico (MAE). Sin embargo, como los prerequisites para participar en el mismo (principalmente, ser agente del MAE) resultaron demasiado onerosos para ciertas entidades, no fue exitosa su puesta en marcha (Anastasi, Elosegui y Sangiácomo, 2010, p. 102).

<sup>5</sup> Para poder participar de este mercado es necesario ser Agente del MAE, para lo cual es requisito poseer un nivel mínimo de patrimonio neto superior a cierto umbral (que fue variando con el paso del tiempo), pagar cargos fijos mensuales, cumplimentar algunas condiciones exigidas por la Comisión Nacional de Valores, entre otros. Por poner un ejemplo, al mes de diciembre de 2017, sólo 58 entidades financieras estaban habilitadas para operar en la rueda REPO, de un total de 77.

## 2.1. Instrumentos de regulación monetaria del BCRA

Debido a la importancia del nivel de la tasa *call* para definir el resto de las tasas de interés y las condiciones generales de liquidez en el sistema, el BCRA ha utilizado a lo largo de los años varios instrumentos con el fin (entre otros, por supuesto) de influir sobre la misma. Desde el año 2002, en el marco de la cesación de pagos en que se hallaba la deuda pública argentina, la institución monetaria comenzó a emitir títulos de deuda propios de corto y mediano plazo, conocidos con el nombre de Letras y Notas del Banco Central (LEBAC y NOBAC)<sup>6</sup>. Estos instrumentos financieros fueron diseñados para absorber los excedentes de liquidez vigentes en el mercado monetario, operando por lo tanto también sobre la determinación de las tasas de interés de la economía.

Las LEBAC son títulos de cupón cero (con amortización íntegra vencimiento). Es decir, se emiten sin cupón de intereses, por lo que, al momento de suscribirlas, los acreedores descuentan una tasa en concepto de interés. A lo largo del período bajo análisis, han existido LEBAC en pesos, en pesos ajustables por inflación y en dólares, siendo siempre el más preponderante el título en pesos. Sus plazos de colocación y frecuencia de las licitaciones primarias han variado considerablemente en el transcurso del tiempo. En un principio, se efectuaban subastas dos veces por semana, a plazos de 7 y 14 días como mínimo. A medida que las condiciones económicas y financieras del país fueron normalizándose tras la crisis de fines de 2001, fueron estirándose los plazos de los títulos y espaciando la frecuencia de las licitaciones. Para diciembre de 2003 las subastas pasaron a realizarse semanalmente, y durante los años subsiguientes se fue tornando más habitual licitar especies con vencimientos que se ubicaron usualmente entre los tres y nueve meses vista<sup>7</sup>. Cabe destacar que, a partir de marzo del año 2016, el BCRA viró desde una política monetaria centrada en el control de los agregados monetarios a otra basada en la fijación de la tasa de interés, con dinero que acomodaba endógenamente a las necesidades del sistema, determinando como tasa de referencia para el manejo de su política monetaria a la de la LEBAC a 35 días. Esto se dispuso hasta enero de 2017, cuando la tasa de referencia de la política monetaria pasó a ser el centro del corredor de pasés a 7 días (explicaremos el funcionamiento de este instrumento unas líneas más abajo).

---

<sup>6</sup> Las LEBAC comenzaron a emitirse el 13 de marzo de 2002 (Comunicación “B” 7155 del BCRA), mientras que las NOBAC lo hacen desde el 2 de diciembre de 2003 (Comunicación “B” 8064 del BCRA).

<sup>7</sup> Aunque durante ciertos períodos puntuales han llegado a ofrecerse LEBAC a más de 600 días de plazo, y en otras ocasiones a menos 30 días.

En cuanto a las NOBAC, su característica más saliente radica en su mayor plazo de vencimiento, ya que han llegado a colocarse hasta a un plazo de cuatro años. Pagan cupones de interés trimestrales, con amortización del capital al vencimiento. Tanto estos títulos como las LEBAC son ofrecidos en licitaciones públicas, tras un anuncio del BCRA en el que se informan los plazos de las especies a ser subastadas (en ocasiones, también los montos). Entre diciembre de 2003 y diciembre de 2016 las licitaciones primarias de ambos instrumentos fueron semanales, mientras que en el año 2017 comenzaron a efectuarse con periodicidad mensual.

Es preciso destacar que la autoridad monetaria durante el período bajo estudio fue intentando consolidar una mayor profundidad y liquidez en los mercados de sus títulos, en línea con lo que recomienda la evidencia empírica internacional (Anastasi *et al.*, 2010). Por este motivo, a partir del año 2003 habilitó la operatoria en el mercado secundario de sus títulos, el cual fue ganando mayor volumen a la par que crecían sus emisiones primarias.

Complementariamente, desde 2004 el BCRA comenzó a operar en los mercados de pases<sup>8</sup>, utilizando sus propios títulos como garantía en la rueda REPO<sup>9</sup>. Esto se hizo con el objeto de sumar otro instrumento de control monetario, facilitando al mismo tiempo a las entidades un mecanismo adicional para el control de su liquidez. Un pase pasivo para el banco central implica la venta de un bono al contado por parte de la autoridad monetaria, con el compromiso de recompra futura a un precio fijo. El pase activo se trata de la operación inversa. Mediante los primeros las entidades habilitadas “depositan” sus excesos de liquidez en el BCRA, y acuden a los segundos en caso de requerir fondeo. La operatoria más habitual es a 1 y a 7 días de plazo (aunque la reglamentación en general permitía ofrecer pases hasta a 30 días).

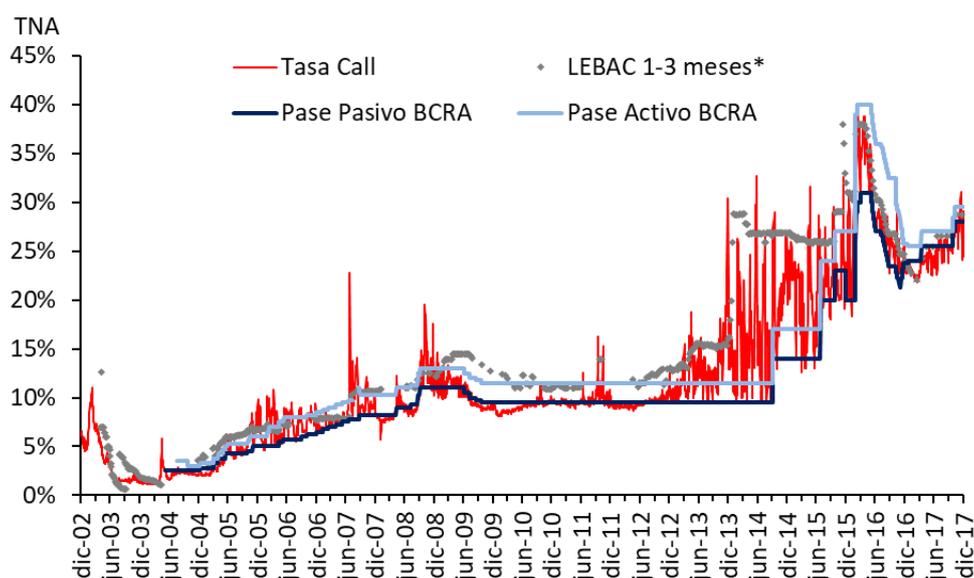
En resumen, mediante las LEBAC, NOBAC y los pases el BCRA ha determinado las condiciones de liquidez vigentes en la economía argentina desde el final de la Convertibilidad, buscando influir sobre las tasas de corto plazo, en pos de alcanzar sus objetivos de política monetaria. El Gráfico 1 muestra la evolución de la tasa del mercado de *call* durante el período bajo análisis, en conjunto con las tasas de interés de los instrumentos de regulación monetaria más relevantes del BCRA.

---

<sup>8</sup> Según lo dispuesto en la Comunicación “A” 4143 del BCRA, del 21 de mayo de 2004.

<sup>9</sup> Antes de la cesación de pagos de 2001, estas operaciones se realizaban utilizando como garantía títulos del gobierno nacional, y hasta el 2004 ese mercado estuvo virtualmente paralizado.

**Gráfico 1 | Tasa Call y tasas de interés de los instrumentos de regulación monetaria del BCRA**



Fuente: BCRA. \*Nota: Se muestra la tasa de interés de la LEBAC de menor plazo en cada momento del tiempo, siempre y cuando sea inferior a los 105 días. Las de mayor duración son menos relevantes a la hora de explicar el comportamiento de la tasa *call*.

Es visible la significativa influencia de estos títulos sobre la tasa del mercado interbancario, donde los pases pasivos actúan como una suerte de “piso” o cota inferior, mientras que los pases activos y, más claramente, las LEBAC forman un “techo” o cota superior para la misma. Cabe recordar que la posibilidad de negociar LEBAC en un mercado secundario líquido las convierte en un instrumento de manejo de los fondos de corto plazo muy valioso para las entidades financieras, y que, por arbitraje de tasas, afecta decisivamente al nivel de la tasa *call*. Como los pases activos poseían límites de otorgamiento relativamente estrictos para las entidades<sup>10</sup> (sumado a que para los bancos constituía una señal reputacional negativa acudir a este mecanismo de fondeo), no siempre desempeñaron en forma óptima su función de cota superior para las tasas de corto plazo, y en general la tasa de LEBAC actuaba en su lugar como “centro atractor” en momentos de relativa escasez de liquidez. Por lo que cualquier análisis que se haga del mercado de *call* no puede soslayar la presencia de estos factores a la hora de estudiar su estructura y evolución en el tiempo.

## 2.2. Volatilidad macroeconómica argentina

Los mercados monetarios en Argentina han enfrentado vaivenes y coyunturas muy dispares durante los años contemplados en el período bajo estudio, al ritmo de la volatilidad

<sup>10</sup> Esos límites fueron removidos en 2017, con el establecimiento de la tasa de pases como tasa de referencia de la política monetaria.

macroeconómica que caracterizó al país en general. Por esta razón, en el presente trabajo subdividimos, con fines analíticos y expositivos, el período en cuestión en seis etapas diferenciadas, definidas en función del surgimiento de factores exógenos relevantes que afectaron a la red interbancaria a lo largo del tiempo. Consideramos que este abordaje será útil para comprender más cabalmente la dinámica general de la red, y servirá de disparador para la detección de similitudes, rupturas y continuidades en sus características estructurales.

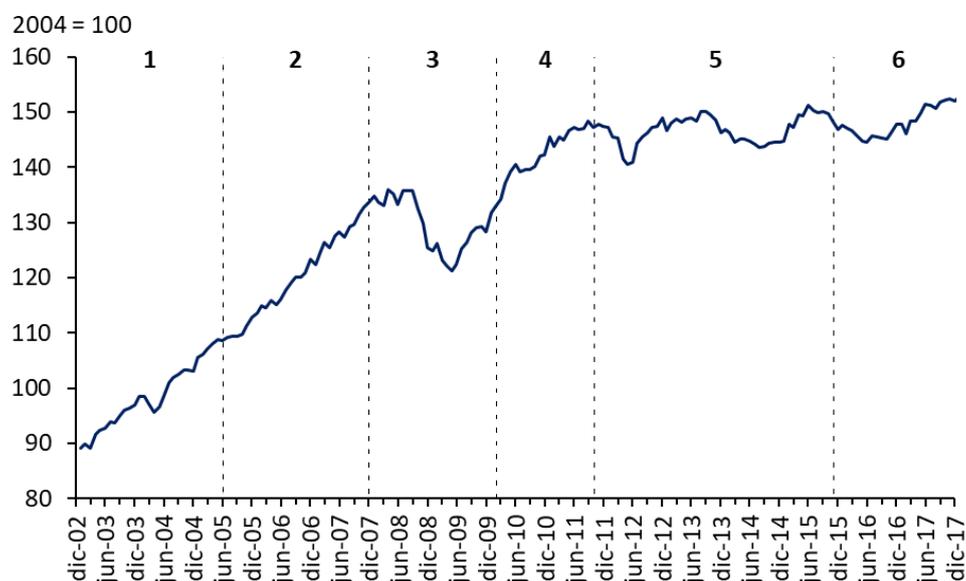
La primera etapa se corresponde con los años previos a la reestructuración de la deuda pública, más precisamente entre enero de 2003 y junio de 2005. En esos momentos la economía recién comenzaba a recuperarse tras la profunda crisis de 2001, y el sistema financiero encontraba muchas restricciones para su desenvolvimiento, no sólo por la magnitud de la corrida bancaria previa sino también por la cesación de pagos de deuda soberana, que impedía la operatoria local de numerosas entidades financieras internacionales. Al interior de este lapso temporal se diferencia bastante el año 2003 del 2004, fundamentalmente por dos motivos. En términos generales, la situación económica del país mejoró de manera considerable de un año al otro, pero otro factor relevante, más específico para la temática aquí tratada, consiste en que en 2004 se instauró el mercado de REPO, lo cual le otorgó un instrumento de manejo de liquidez adicional al por entonces alicaído sistema financiero doméstico.

La Etapa 2 la definimos entre julio de 2005 y diciembre de 2007, período en el que la economía consolidó su auge, tras la reestructuración de la deuda y el advenimiento de un ciclo alcista en los precios internacionales de las *commodities* (Gráfico 2). La Etapa 3 se encuentra signada por la irrupción de la crisis financiera global en el año 2008 y su impacto sobre la Argentina, por lo que la delimitamos en los meses de enero de 2008 y febrero de 2010. Durante el 2008 se comienza a producir la desaceleración en la actividad económica, pero sus consecuencias se manifiestan hasta bien entrado el 2009, y recién en el segundo semestre de ese año tuvo lugar la reactivación. La cuarta etapa está demarcada por la recuperación de la crisis, un dinamismo significativo de la actividad económica, y la agudización de los déficits público y externo (lo que se suele llamar en la jerga “déficits gemelos”), entre febrero de 2010 y octubre de 2011.

A finales de ese mes se instauró el “cepo cambiario”, engendrando un cambio radical en el marco normativo, en especial, del sistema financiero. Se regularon fuertemente los movimientos internacionales de capitales y la determinación de las tasas de interés de la economía. El Producto Interno Bruto (PIB) se estancó desde entonces, dando inicio a un período de recurrentes altibajos macroeconómicos cíclicos. La quinta etapa la definimos entonces en función de

estos eventos, entre noviembre de 2011 y noviembre de 2015. A raíz de estos cambios normativos, se exacerbó asimismo la volatilidad de la tasa *call* durante ese período (Gráfico 1).

**Gráfico 2 | Estimador Mensual de Actividad Económica\* (EMAE) de Argentina**



Fuente: INDEC. \*Nota: Indicador desestacionalizado, base 2004=100. Los datos correspondientes al año 2003 surgen de realizar un empalme con la serie base 1993=100.

En diciembre de 2015, se inició un proceso de flexibilización de las restricciones cambiarias vigentes y de liberalización de los controles a las tasas de interés activas y pasivas del sistema (que rigieron desde el año 2014). A partir de ese momento da comienzo la sexta y última etapa de nuestra clasificación temporal. Esos meses se caracterizaron por el establecimiento de un régimen de metas de inflación, donde el BCRA definió una tasa de interés de política monetaria como principal instrumento de control de las condiciones monetarias del sistema<sup>11</sup>.

**Tabla 1 | Definición de etapas analíticas**

Etapa	Fechas	Observaciones
1	Enero 2003 - Junio 2005	Cesación de pagos. Incipiente recuperación económica.
2	Julio 2005 - Diciembre 2007	Reestructuración de deuda. Economía en auge.
3	Enero 2008 - Febrero 2010	Crisis financiera global.
4	Marzo 2010 - Octubre 2011	Recuperación macroeconómica. Agudización de desbalances gemelos.
5	Noviembre 2011 - Noviembre 2015	Restricciones cambiarias. Regulación de tasas de interés mínimas y máximas.
6	Diciembre 2015 - Diciembre 2017	Liberalización cambiaria y financiera. Esquema de metas de inflación.

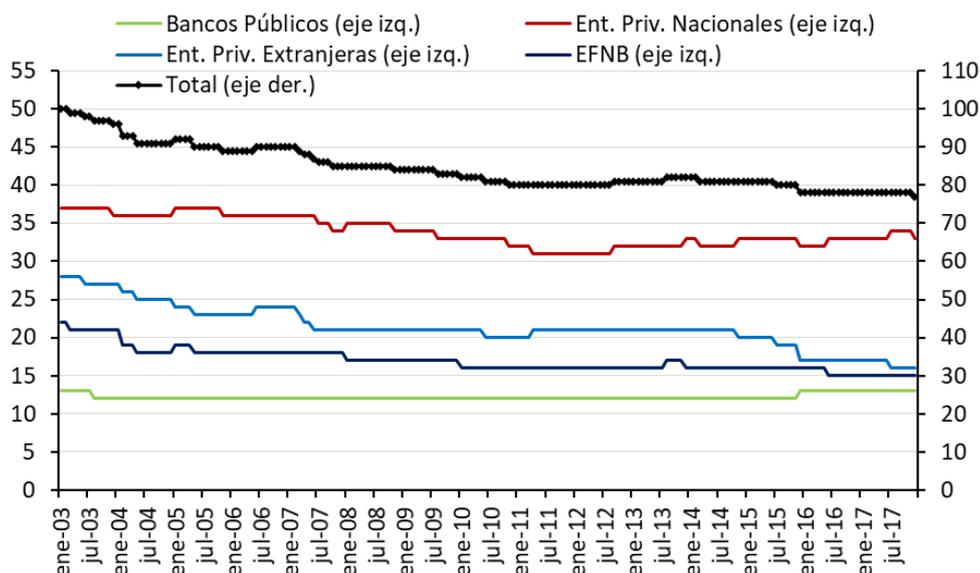
Bajo este esquema, se observa que la tasa *call* aminoró su volatilidad y retomó paulatinamente un comportamiento más similar al observado antes del año 2012. En la Sección 5 analizaremos

<sup>11</sup> Durante el año 2016 se trató de la LEBAC a 35 días, y en 2017 pasó a ser el centro del corredor de tasas de pasas a 7 días.

en forma minuciosa las características topológicas que presentó la red interbancaria en cada una de estas etapas.

Por otra parte, cabe destacar que la cantidad de entidades en el sistema financiero disminuyó de manera prácticamente monótonica durante todo el período contemplado, pasando de un total de 100 en enero de 2003 a 77 en diciembre de 2017 (véase Gráfico 3). Con el fin de estudiar las dinámicas diferenciales de los distintos tipos de bancos en la red, utilizaremos una clasificación bastante usual en la jerga financiera doméstica, que divide a las entidades en cuatro subgrupos: Bancos Públicos, Bancos Privados de Capital Nacional, Bancos Privados de Capital Extranjero, y Entidades Financieras No Bancarias (EFNB). Esta clasificación se basa no sólo en la estructura y nacionalidad del patrimonio neto de cada institución, sino que resulta útil como un *proxy* del tipo de negocios financieros en los que se especializa cada una.

**Gráfico 3 | Cantidad de entidades en el sistema financiero, por tipo**



Fuente: BCRA.

La reducción señalada en el número de agentes se verifica en todos los subgrupos, produciéndose la disminución más marcada en la Banca Privada Extranjera, la cual pasó de contar con 28 entidades a 16 en 2017. Las EFNB también experimentaron una merma significativa en su número total (pasaron de 22 a 15), mientras que los Bancos Privados de Capital Nacional y los Públicos mostraron una mayor estabilidad, ya que los primeros sólo se redujeron de 37 a 33, y los segundos se mantuvieron en un número que osciló entre las 12 y las 13 entidades durante el período completo. Por supuesto, se produjeron fusiones, ingresos y salidas adicionales de entidades durante los quince años que aborda el presente trabajo, y que no se deducen a partir de lo plasmado en el Gráfico 3, pero la visualización de estas tendencias ya es suficiente a los efectos

de los objetivos de análisis aquí planteados. Más adelante estudiaremos los roles de los distintos subgrupos de bancos en la red a través de los años.

### **2.3. Requisitos mínimos de liquidez**

El marco regulatorio macro-prudencial de la actividad financiera afecta de modo crucial, directa e indirectamente, al mercado interbancario de fondos de corto plazo. Los requisitos de encaje que el BCRA dispone sobre los pasivos de los bancos juegan un papel determinante en el manejo cotidiano de su liquidez. En Argentina, las exigencias de encaje son fijadas sobre los saldos contemporáneos de depósitos y otros pasivos que posean las entidades, estipulando distintos coeficientes de exigencia en función del plazo residual de los mismos (a mayor plazo, menor exigencia de liquidez). Deben cumplirse en forma mensual, para lo cual se computa el promedio a lo largo del mes de la integración de reservas líquidas por parte de los bancos en sus cuentas corrientes en el BCRA. El encaje debe efectuarse en la misma moneda que el pasivo que le dio origen al requerimiento. Durante el período bajo análisis la exigencia promedio fue de 14% de los depósitos totales en el segmento pesos (véase Gráfico 4), variando entre un mínimo de 11% y un máximo de 17% (siempre refiriéndonos al encaje promedio para todos los tipos de depósitos). En moneda extranjera, la exigencia de encaje promedio fue de 28% de los depósitos en esa denominación, con un mínimo en 16% y un máximo en 49% (durante el año 2014).

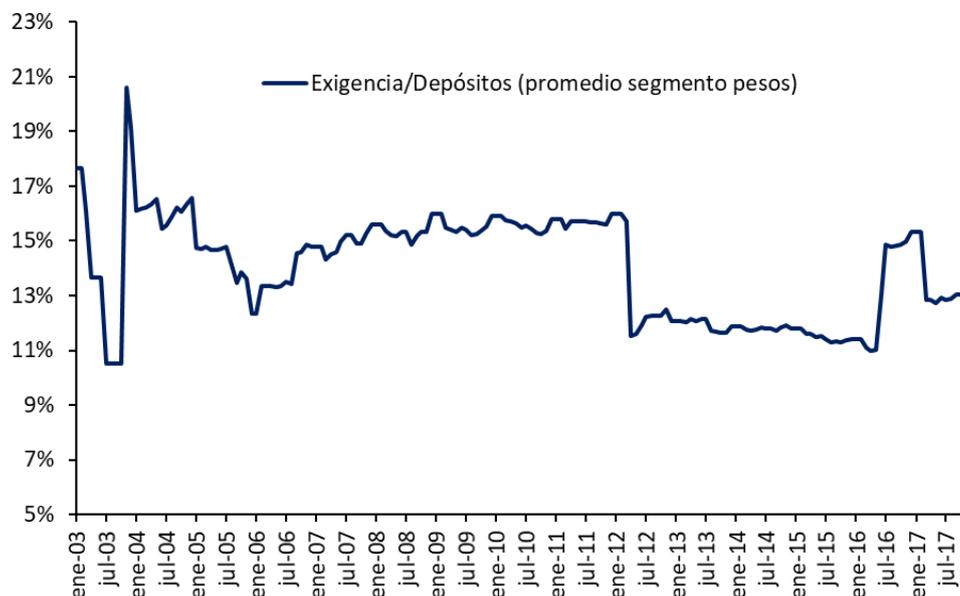
Asimismo, desde 1997 existe un requisito mínimo diario de liquidez, fijado como una proporción de las exigencias del mes anterior. Durante la mayor parte del período la misma fue de un 50%, que las entidades deben cumplimentar al cierre de cada día (o de 70%, cuando se hayan registrado deficiencias de integración en el período previo). Por otra parte, como durante ciertos momentos puntuales del año existe un incremento estacional en la demanda de dinero, la autoridad monetaria ha permitido en varias ocasiones contemplar posiciones promedio bimensuales o trimestrales de integración<sup>12</sup>. La motivación radica en que cuanto mayor es el período para alcanzar el cumplimiento normativo, menor es el impacto de la volatilidad en los saldos diarios de las partidas admitidas como encaje sobre la tasa de interés de mercado (Ennis y Keister, 2008). Los montos depositados en las cuentas corrientes del BCRA en concepto de integración de encajes estuvieron remunerados en su totalidad hasta marzo de 2006, momento en el cual se pasó a remunerar sólo a los saldos derivados de la exigencia por depósitos y obligaciones a

---

<sup>12</sup> Desde diciembre de 2005 se estableció como norma que la exigencia de efectivo mínimo se computaría en forma trimestral para el promedio de los meses diciembre-febrero de cada año.

plazo. Desde noviembre de 2008, se dejó de abonar intereses a la totalidad de los saldos en la cuenta corriente de la institución.

**Gráfico 4 | Exigencia de encajes promedio para los depósitos en pesos**



Fuente: BCRA.

Los requerimientos de encaje entre 2003 y 2005 experimentaron intensas variaciones, asociadas en general a las vicisitudes de la economía argentina tras la crisis de 2001 y al hecho de que el *default* impedía un funcionamiento fluido del sistema financiero local. Tras la reestructuración de deuda soberana en 2005 y la consolidación de la reactivación económica, se fue estabilizando la operatoria financiera doméstica. La notoria caída en la exigencia de encajes en abril de 2012 se debió a la reforma de la Carta Orgánica del BCRA<sup>13</sup> de ese año, a partir de la cual se dejó de aceptar como integración de encaje al dinero en efectivo que poseían los bancos. Para suavizar al menos parcialmente los efectos de este cambio, la medida se vio acompañada por una reducción en el coeficiente total de exigencia. Entre mediados del año 2001 hasta la modificación introducida en 2012, prácticamente la totalidad de los billetes y monedas en poder de las entidades financieras se aceptaban como parte de las reservas líquidas regulatorias. Desde entonces, el circulante en bancos no se computa como integración de encajes, excepto por el monto que posean en cajeros automáticos (sumado a algunas otras pequeñas deducciones puntuales, que también se fueron implementando por distintos motivos específicos). Como regla general, sólo se admite para el cumplimiento de la regulación el cómputo de los saldos depositados en las cuentas corrientes abiertas en el banco central.

<sup>13</sup> Ley N° 26.739, sancionada el 22 de marzo de 2012.

Los requisitos de liquidez constituyen una de las regulaciones que por excelencia más repercuten sobre la dinámica de los mercados interbancarios, dado que allí es donde acuden en buena medida las entidades para adecuar sus niveles de reservas líquidas en línea con lo solicitado por la autoridad monetaria, tanto para colocar sus excedentes como para obtener fondos de corto plazo en caso de estar por debajo de la exigencia mínima.

De todas formas, aquí cabe mencionar que el sistema financiero argentino ha mantenido elevados niveles de liquidez durante todo el período bajo análisis. Obviamente, existió una marcada dispersión entre las distintas entidades, pero la liquidez agregada amplia del conjunto (contemplando tanto efectivo, encajes obligatorios, como también LEBAC y pases) se mantuvo en promedio en torno al 36,4% de los depósitos totales en pesos, con un mínimo en 23% durante los primeros meses del año 2003 (cuando recién surgían las LEBAC y se recomponía lentamente el sistema financiero del golpe recibido durante 2001-02), y alcanzó máximos superiores al 40% en ciertos momentos puntuales, caracterizados en general por un mayor nivel de incertidumbre coyuntural (véase Gráfico 5). Estos picos se destacan en los años 2007, 2011, 2015 y 2017, todos ellos años electorales, en los cuales tiende a aumentar la percepción de incertidumbre política y económica del país. Pero, en resumidas cuentas, el elemento que aparece presente en forma constante a lo largo del período es la elevada liquidez que siempre mantuvo el sistema. No hay momentos extremos de iliquidez durante los años bajo análisis, y esta arista tendió más bien a constituir un pilar de cierta fortaleza y seguridad para el sector financiero argentino.

**Gráfico 5 | Ratio de liquidez amplia del sistema financiero**



Fuente: BCRA.

### 3. Marco teórico y análisis empíricos sobre redes interbancarias

Las problemáticas asociadas a la estabilidad del sistema financiero, y la interacción entre sus componentes, han constituido un terreno muy fértil de investigación para la literatura especializada. Por poner algunos ejemplos, numerosos trabajos se han enfocado en fenómenos como el riesgo sistémico, efectos contagio, corridas bancarias, fragilidad y crisis financieras, amplificación, persistencia y externalidades derivadas de *shocks* de diversa índole, y, en términos más generales, una multiplicidad de aristas relativas a la vulnerabilidad o resiliencia de los sistemas bancarios<sup>14</sup>.

A pesar de que se pueden encontrar trabajos acerca de estas cuestiones desde, por lo menos, la obra de Thorstein Veblen (1904), fundamentalmente es desde fines de la década de 1970 que comienza a cobrar impulso una proliferación más abundante dentro de esta área económica. Los trabajos seminales de Hyman Minsky (1977, 1992) desarrollaron el concepto de “fragilidad financiera”, entendida como una medida de la “salud” de la situación patrimonial de los agentes económicos, la cual varía en función de su capacidad de repago de los pasivos que posean. En ese marco, el autor postuló la existencia de ciclos endógenos de auge y crisis financieras. Su modelo teórico podría resumirse señalando que está compuesto por agentes que, a medida que se consolida una fase ascendente del ciclo, van tomando posiciones de mayor riesgo y, ergo, fragilidad financiera, hasta que una mayoría alcanza tal grado de vulnerabilidad que cualquier evento negativo provoca su quiebra, lo cual tiende a arrastrar a todo el sistema hacia la etapa de crisis. También cabe destacar la contribución teórica de Diamond y Dybvig (1983), que efectúan una modelización pionera de los pánicos bancarios, basándose en la demanda de liquidez de los agentes ante un aumento en el riesgo percibido por los inversores, la cual origina profecías autocumplidas que conducen a la ruptura del sistema.

Con el advenimiento de las crisis financieras de la década de 1990, temáticas como por ejemplo el riesgo sistémico y el contagio entre entidades se convirtieron en ejes prolíficos de investigación. En este contexto, aparecieron numerosos modelos teóricos para la comprensión de estos fenómenos, como por ejemplo los de Kiyotaki y Moore (1997) o Bernanke, Gertler y Gilchrist (1999), que se enfocaron en la idea de que la debilidad en las hojas de balance de los agentes deudores constituye un mecanismo de amplificación y persistencia de los shocks negativos, propagando su efecto hacia una mayor proporción del sistema. El trabajo de Allen y Gale

---

<sup>14</sup> Para una revisión sintética de esta literatura, véase Brunnermeier y Oehmke (2012).

(2000) es otro de los pioneros en modelizar al contagio financiero entre entidades como un equilibrio plausible del sistema, como resultado de la estructura de interrelaciones entre sí.

Además de enfatizar sobre los descalces en los balances y otras interdependencias directas como mecanismos de propagación, se desarrollaron modelos de contagio basados en dinámicas de transmisión más indirectas, como la liquidación de activos financieros frente a quiebras de una entidad (*fire sales models*), o escasez de liquidez coyuntural que provoca sobrerreacciones en el sistema, entre varios otros (véase, por ejemplo, Cifuentes, Ferrucci y Shin [2005]).

La crisis global de 2007-2009 fue el último gran disparador y motivador para esta literatura, ya que puso sobre la mesa una vez más los enormes costos sociales y externalidades de las fallas financieras sistémicas (Bougheas y Kirman, 2014). Es por ello que durante los últimos diez años tanto la academia como los encargados del diseño de política económica han orientado mucha atención a los temas asociados con la medición de la estabilidad o vulnerabilidad del sistema financiero en conjunto y de las entidades individuales<sup>15</sup> (FSB-IMF-BIS, 2009).

Como consecuencia, entre otras vertientes que se desplegaron ante estos desarrollos, se han postulado modelos teóricos de crisis financieras que basan sus orígenes en características relacionadas con la estructura de las redes financieras subyacentes. En esta línea, se pueden encontrar trabajos que fundan el surgimiento de las crisis en una acumulación de liquidez precautoria por parte de las entidades que repercute sobre las demás (Aldasoro, Delli Gatti y Faia, 2015; Gai, Haldane y Kapadia, 2011). Otros las explican a partir de la incertidumbre asociada con la complejidad de las redes interfinancieras en las que cada banco se encuentra, la cual dificulta la cuantificación precisa de los riesgos por parte de los agentes, y los hace sobrerreaccionar ante shocks negativos iniciales que terminan viéndose amplificados precisamente por esta respuesta exagerada de los agentes. El trabajo seminal de Caballero y Simsek (2013) desarrolla este segundo mecanismo de propagación y lo bautiza “externalidad de complejidad”. Es decir, la incertidumbre acerca de la complejidad en las interdependencias de la red hace que los bancos tomen comportamientos de extrema cautela, que pueden amplificar los shocks sobre las demás entidades, más allá del impacto propio que podía tener dicho evento disparador por sí solo.

En este contexto, la teoría de redes se presenta como un marco metodológico muy propicio para abordar integralmente las diversas interconexiones entre las distintas entidades que componen al sistema financiero. Este tipo de aproximación es particularmente útil para evaluar y

---

<sup>15</sup> Una revisión de las diferentes medidas de riesgo sistémico aplicadas a los sistemas financieros en general puede encontrarse en Markeloff, Warner y Wollin (2012).

medir la estabilidad y riesgos sistémicos (Haldane, 2009), y constituye una potente herramienta para dilucidar las externalidades que el riesgo asociado a una institución en particular puede generar para todo el sistema.

No existe un consenso claro acerca de si una red completamente conectada entre entidades reduce el contagio y la amplificación de las crisis (Allen y Gale, 2000; Freixas, Parigi y Rochet, 2000), o si en realidad los exacerba (Battiston *et al.*, 2012; Vivier-Lirimont, 2006). La interconexión entre entidades mejora la diversificación de riesgos, pero al mismo tiempo vuelve a las entidades más propensas a contagios y amplificación de fallas en el sistema.

De todos modos, sí existe cierto consenso general en torno a la noción de que no deberían surgir bancos ni demasiado-grandes-para-caer (*too-big-to-fail*) ni que estén demasiado-interconectados-para-caer (*too-interconnected-to-fail*)<sup>16</sup> (Hüser, 2015), ya que estos tipos de agentes se erigen como una fuente de vulnerabilidad potencial muy intensa para el sistema financiero.

En el caso de existir entidades de centralidad exagerada, el análisis de redes nos brinda herramientas para detectarlas correctamente y tomar las medidas precautorias adecuadas, de forma tal de evitar posibles externalidades negativas que puedan provocar sobre el resto del sector financiero y la economía en general.

En la sección 3.1 se efectúa una revisión de los avances teóricos y metodológicos que experimentó la teoría de redes en las últimas décadas, y se introducen algunas de sus nociones fundamentales. Complementariamente, en la sección 3.2. se presenta un repaso por los estudios empíricos que describen las características topológicas de redes interbancarias existentes en varios países del mundo. Como ya fue mencionado en la Introducción, la presente investigación se enmarca dentro de este último grupo de trabajos, ya que nuestro objetivo consiste en detectar las principales características topológicas de la red interbancaria argentina que surge a partir de las operaciones en el mercado de préstamos a corto plazo.

### **3.1. El análisis de redes complejas y la teoría de grafos**

La producción académica basada en la teoría de redes ha experimentado un crecimiento exponencial desde hace muchos años, tanto en lo que refiere a sus desarrollos teóricos como empíricos. Se ha ido nutriendo de contribuciones provenientes de múltiples disciplinas científicas y áreas temáticas diversas, que van desde la antropología, sociología y psicología, hasta la

---

<sup>16</sup> Para una mayor elaboración sobre esta cuestión, véase Saunders, Smith y Walter (2009).

matemática y la física<sup>17</sup> (Granovetter, 1973; Lozares, 1996). Desde el punto de vista matemático, el estudio de redes comenzó a formalizarse gracias al desarrollo de la teoría de grafos, la cual puede afirmarse que nació cuando Euler en 1736 dio con la solución al Problema de los Puentes de Königsberg (Euler, 1736).

Se realizaron numerosos desarrollos teóricos en materia de redes complejas a lo largo del siglo XX, pero fue recién durante las últimas dos décadas, con el progreso de las tecnologías computacionales e internet, cuando comenzaron a proliferar con mayor intensidad los estudios basados en redes empíricas (Barabási *et al.*, 2009). Esto permitió en buena medida perfeccionar los conocimientos no sólo prácticos sino también teóricos dentro de este campo, y provocó que la teoría de redes se aplique en forma más difundida en las ciencias sociales, biológicas, entre muchas otras. Así, los análisis de redes fueron ganando terreno también en el campo de la economía y la administración empresarial, ya que son útiles para estudiar procesos de interacción social, tanto entre individuos como entre (e intra-) firmas (Borgatti y Foster, 2003).

Concretamente, una red o grafo consiste en un conjunto de agentes o nodos vinculados entre sí mediante relaciones estables de diversa índole<sup>18</sup>. Este enfoque permite un estudio integral de la estructura de interconexiones vigentes entre dichos actores, que, de otra forma, mediante otras metodologías analíticas, constituiría una tarea de complejidad excesiva por la multiplicidad de las interacciones, tanto directas como indirectas, que tienden a producirse en estos contextos. Por eso se las denomina en muchas ocasiones “redes complejas”, debido precisamente al surgimiento habitual de relaciones indirectas de difícil detección, tanto para el observador externo como para los propios agentes que se encuentran dentro de la red bajo análisis.

Las distintas estructuras de red estilizadas más difundidas en la literatura pueden entenderse y clasificarse en función de tres indicadores principales. El primero es la distancia entre cada par de nodos, que se define como el número mínimo de nodos que hay que atravesar para llegar del uno al otro (dados los vínculos que existen en la red). El segundo se trata del coeficiente de *clustering*, concepto desarrollado por Watts y Strogatz (1998), y que cuantifica qué porcentaje de los vecinos de un nodo están a su vez vinculados entre sí. El tercer elemento característico fundamental de toda red es su distribución de grados. Se le llama “grado” a la cantidad de vínculos que posee cada nodo, y es un hecho que no siempre (en realidad, muy pocas veces)

---

<sup>17</sup> Para una revisión histórica resumida acerca de la creación y desarrollo de la teoría de redes, y su aplicación específica al contexto de las ciencias sociales, véanse, por ejemplo, Lozares (1996) o Wasserman y Faust (1994, pp. 10-16).

<sup>18</sup> Dada la naturaleza multidisciplinaria de este campo, la jerga técnica no es homogénea, por lo que en buena parte de la literatura a los nodos también se los llama vértices, y a los vínculos, arcos.

tienen todos el mismo grado. La distribución de grados entre los distintos nodos de una red puede caracterizarse mediante una distribución de probabilidades,  $P(k)$ , que determina la probabilidad de que un nodo seleccionado al azar posea un número  $k$  de vínculos. En función de estas tres cualidades fundamentales es posible diferenciar a las distintas tipologías de red que se suelen tratar en la literatura (véase la sección 4.2 para una definición formal de estos indicadores).

El estudio de redes complejas giró principalmente en torno a las redes “regulares” hasta la década de 1950. Las mismas se basan en el modelo desarrollado por el físico alemán Ernst Ising (1925). Consistía en un número fijo de nodos conectados a los  $x$  nodos vecinos más cercanos, donde  $x$  es un número en general fijo e igual para todos los agentes de la red. Este tipo de redes se caracteriza por presentar subconjuntos estables de nodos, un elevado *clustering*, y distancias muy largas entre pares de agentes. La distribución de grados tiende a estar fuertemente concentrada en torno a la media, cuando no se trata simplemente de un sólo número que concentra a los grados de todos los nodos por igual (Albert y Barabási, 2002; Cowan, 2004).

Pero a partir de los años cincuenta empezaron a estudiarse frecuentemente redes a gran escala sin un diseño aparente definido, con vinculaciones más bien aleatorias entre los participantes. Los matemáticos húngaros Erdős y Rényi (1959) fueron los que caracterizaron más sistemáticamente la construcción y las propiedades de las “redes aleatorias”. En este caso, la estructura de la red se forma de la siguiente manera: dado un número  $n$  de nodos, se define si cada par está conectado o no de acuerdo a una probabilidad fija  $p$ . A medida que  $p$  crece, la red de vínculos se vuelve más densa. Entre sus características más importantes, se destaca que las distancias medias entre los nodos tienden a ser abrumadoramente más reducidas que en el caso de las redes regulares, el nivel de *clustering* es más chico, y la distribución de grados de la red se asemeja a la distribución de probabilidades Poisson (o exponencial, para el caso de variables continuas). Este modelo teórico se erigió como uno de los más paradigmáticos durante toda la segunda mitad del siglo XX, y nutrió buena parte de la literatura posterior.

Mucho más recientemente, Watts y Strogatz (1998) definieron el concepto de redes “mundo pequeño”. En breves palabras, observaron que, a pesar del gran tamaño que suelen presentar muchas redes empíricas, en la mayoría de ellas la distancia media entre cada par de nodos suele ser relativamente corta. Una de las expresiones más populares de este fenómeno es el de los “seis grados de separación”, señalado por el psicólogo social Stanley Milgram (1967), quien concluyó a partir de un famoso experimento social que existía una distancia de sólo seis personas conocidas en promedio entre cualquier par de personas en los Estados Unidos. En términos

formales, la característica particular de este tipo de redes es que, a igual número de nodos, presentan una distancia media mínima similar a las que se observan en las redes aleatorias, pero su coeficiente de *clustering* es significativamente más elevado. Cabe mencionar que precisamente el concepto de *clustering* en el marco de redes complejas, introducido en el trabajo de Watts y Strogatz (1998), consistió en el disparador que los llevó a diferenciar matemáticamente a las redes mundo pequeño de las aleatorias.

Estas tres estructuras de red conforman los modelos teóricos básicos más difundidos en la literatura, y es a partir de los mismos que se han desarrollado la mayoría de los trabajos de esta corriente, en las distintas disciplinas científicas que aplicaron este enfoque.

Casi contemporáneamente, Barabási y Albert (1999) elaboraron el concepto de redes *libres de escala*, a partir del análisis de las distribuciones de grado de las redes. En los grafos aleatorios, los vínculos entre nodos se forman aleatoriamente con una probabilidad definida, por lo que la mayoría de los nodos tiene aproximadamente el mismo grado, en torno al grado promedio de la red. Como se dijo, estas redes tienden a ajustarse a una distribución de Poisson, con una media equivalente al grado promedio de los nodos. Pero lo que descubrieron Barabási y Albert es que las redes empíricas en muy pocas ocasiones verifican esta propiedad. Gracias al desarrollo de las tecnologías computacionales, se pudo comenzar a trabajar con redes de gran tamaño y complejidad, y observaron que en muchos casos (por ejemplo, internet, o redes biológicas) en realidad las distribuciones de grados de las redes se comportan como una Ley de Potencias. Matemáticamente, una variable  $k$  se comporta de acuerdo a una Ley de Potencias si posee una distribución de probabilidades de la siguiente forma:

$$P(k) \propto k^{-\alpha}$$

Donde  $\alpha$  es una constante conocida como *parámetro de escala*. La característica más destacada de esta distribución es que origina valores extremos muy alejados de la media, exhibiendo colas más pesadas que las que se desprenderían de distribuciones de Poisson, exponenciales o normales, las cuales se utilizaban previamente para las modelizaciones teóricas. Es decir, da lugar a la posibilidad de que coexistan nodos de grado significativamente elevado, en conjunto con nodos mucho menos conectados en la misma red. Como resultado, este tipo de distribución implica que existen, con elevada probabilidad, participantes muy conectados, de desproporcionada importancia sistémica y centralidad en la red, vinculados con otros más periféricos.

Es importante destacar que los autores señalaron que este tipo de estructuras tienden a producirse en el marco de redes cuyo número de nodos es considerablemente alto (e.g., miles o

millones) y que a su vez crecen en cantidad a lo largo del tiempo. Otra propiedad peculiar de esta distribución es que se mantiene invariante ante cambios en el grado medio de la red. Es decir, si la red crece, aumentando la escala de su grado medio, la misma mantiene la forma de sus momentos. De aquí deriva el nombre de redes *libres de escala*.

Otra característica es que sus distancias medias tienden a crecer aproximadamente del mismo modo que las redes aleatorias (Heymann, Perazzo y Zimmermann, 2011), pero, por lo general, presentan un coeficiente de *clustering* algo más grande que ellas (entre dos y cinco veces superior, aunque nunca alcanzan las magnitudes que suelen apreciarse en las redes mundo pequeño).

En un trabajo posterior, Albert, Jeong y Barabási (2000) demostraron que este tipo de grafos son “robustos-pero-vulnerables” (*robust-yet-fragile*). Con esta terminología se refirieron al hecho de que las redes libres de escala tienden a ser muy resilientes ante fallas o remociones aleatorias de una porción de sus nodos (robustez), pero a la vez suelen colapsar en subcomponentes aislados rápidamente ante ataques o eliminaciones dirigidas de pocos nodos centrales (vulnerabilidad). Este fenómeno presenta importantes implicancias en términos de la fragilidad sistémica de las entidades financieras, ya que, de verificarse empíricamente la existencia de una red libre de escalas, la correcta detección de los agentes centrales de la red se convierte entonces en una tarea prioritaria para los bancos centrales, en pos de garantizar la estabilidad financiera de la economía en la que se desenvuelve la red.

En cambio, las redes aleatorias manifiestan una configuración de riesgos invertida: absorben fácilmente ataques dirigidos a nodos específicos, pero la red tiende a quebrarse relativamente más rápido ante remociones aleatorias de nodos. Esto se debe a que en este contexto no existen agentes particularmente centrales de los cuales dependa de manera crucial la estabilidad del sistema.

Cabe destacar que para dilucidar si una distribución de grados empírica presenta un comportamiento asociada a una Ley de Potencias, el foco suele estar puesto sobre las colas de la distribución, debido precisamente a la forma funcional peculiar con la que se está tratando. Para valores pequeños de la variable bajo estudio la función de probabilidad diverge, por lo que es necesario determinar un punto mínimo de corte a partir del cual evaluar si la distribución se ajusta a los datos.

Las consecuencias prácticas más importantes de este tipo de distribución están centradas en el hecho de poseer “colas más pesadas” que lo que se observaría bajo distribuciones más centradas en torno a la media de los datos. Por eso, a partir de estos desarrollos teóricos los

científicos de muchas disciplinas comenzaron a buscar comportamientos de este tipo en las más diversas áreas de estudio (Newman, 2004): biología, geología, literatura, física, telecomunicaciones, redes sociales, redes comerciales, astronomía, ecología, epidemiología, y, por supuesto, finanzas (sin ser esta una lista exhaustiva).

Dado que las redes interbancarias suelen ser comparativamente pequeñas, la evaluación del ajuste a Leyes de Potencias se vuelve más dificultoso, en vistas de que constituye un comportamiento tendencial que suele emerger más bien en redes grandes y densas. Por eso, ante este problema, la literatura, recientemente, ha tendido en muchas ocasiones a conformarse simplemente con la detección de comportamientos asociados a la presencia de “distribuciones de colas pesadas”, tal vez sin llegar a ajustarse de modo perfecto a lo que se derivaría de una Ley de Potencias. Estos comportamientos se definen por mostrar histogramas con una caída más lenta en relación a la que se desprendería de una distribución exponencial, a medida que aumenta la variable de interés (en nuestro caso, el grado de los nodos):

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \frac{f(x)}{e^{-x}} \neq 0$$

En base a esta idea, otras distribuciones que se han utilizado en la literatura para caracterizar este tipo de comportamientos han sido, por ejemplo, la distribución lognormal (e.g., Sala *et al.*, 2011) o la de Weibull (Fricke y Lux, 2015b; Kobayashi y Takaguchi, 2017). El objetivo fundamental pasa a ser entonces determinar si la distribución de grados de la red presenta cualidades más semejantes a una Poisson (por lo que se asemejaría a una red aleatoria) o muestra colas más pesadas, caso en el que contaría con propiedades más cercanas a las de una red libre de escalas.

### **3.2. Estudios empíricos sobre redes interbancarias**

A pesar de que la teoría de redes en general y la investigación sobre las interdependencias del sistema financiero poseen tantos años de desarrollo, la falta de disponibilidad de datos empíricos representó durante mucho tiempo un obstáculo para el testeo de estas teorías en la práctica. Los estudios empíricos sobre redes interbancarias comenzaron a proliferar hace menos de dos décadas, gracias al desarrollo de las tecnologías computacionales y al creciente acervo de bases de datos aptas para este tipo de análisis.

Los primeros trabajos empíricos consistieron más bien en ejercicios de simulación y de estrés sobre redes de exposiciones de balance cruzadas entre bancos reales, con el foco puesto en

investigar los efectos de propagación que surgirían a partir de la falla de un banco puntual. Entre ellos, los estudios pioneros más famosos son los de Furfine (1999a, 1999b) para Estados Unidos y el de Wells (2002) para el Reino Unido, pero también se realizaron trabajos similares para Suiza (Sheldon y Maurer, 1998), Suecia (Blåvarg y Nimander, 2002), Alemania (Upper y Worms, 2002), y Bélgica (Degryse y Nguyen, 2004). Este conjunto de análisis se inspiró en trabajos teóricos del estilo del de Allen y Gale (2000), y se limitaron a cuantificar empíricamente el efecto contagio y la propagación de *shocks* negativos en el sistema financiero (e.g., la quiebra de uno o más bancos), dada la red de exposiciones observada en la realidad.

Los trabajos de Boss *et al.* (2004), para la red interbancaria de Austria, y de Inaoka *et al.* (2004), para la de Japón, fueron los primeros en llevar a cabo análisis topológicos más en línea con el que se propone en el presente documento. A partir de entonces, se produjo una vasta proliferación de este tipo de análisis de redes financieras empíricas en el mundo. En el Anexo se presenta una tabla en la que se resumen los principales resultados alcanzados para distintos países (18 en total, incluyendo los indicadores aquí computados para Argentina).

En términos generales, las redes interbancarias reales exhiben una densidad baja, es decir, distan mucho de ser completas, ya que se materializa sólo una pequeña fracción de todos los vínculos posibles entre los participantes. Es interesante remarcar que en casi todos los casos la reciprocidad promedio de la red es superior a su densidad, por lo que las vinculaciones suelen ser más recíprocas de lo que se observaría en el contexto de redes aleatorias. Esto indica que las entidades interactúan más, en promedio, con aquellos agentes con los que ya han establecido relaciones previamente, señalando así la importancia de tener en cuenta la existencia de vínculos estables a la hora de comprender y pronosticar el comportamiento de las entidades en el sistema financiero.

Asimismo, las redes interbancarias presentan niveles de *clustering* más elevados que los esperables en redes aleatorias de igual tamaño, pero sustancialmente más acotados que los observados en redes regulares. Además, suelen mostrar distancias medias muy cortas (en promedio entre 1,5 y 4), por lo que sus estructuras se asemejan a las de una red “mundo pequeño”. La totalidad de los trabajos relevados concluye que las redes interbancarias muestran un comportamiento disasortativo, lo cual significa que los nodos muy conectados tienden a unirse con nodos de bajo grado, y viceversa.

Existe consenso en que este tipo de redes muestran distribuciones de grados de colas pesadas, y una buena parte de los estudios arriba a la conclusión de que se ajustan a una Ley de Potencias

(con exponente entre 2 y 3,5), por lo que podrían caracterizarse como redes libres de escala<sup>19</sup>. En consecuencia, es usual observar pocos nodos con un extraordinario número de vínculos, en convivencia con una multiplicidad de nodos mucho menos interconectados. Cabe mencionar que el número total de participantes tiende a ser mucho más reducido que los que se suelen presenciar en el contexto de redes biológicas, tecnológicas y/o sociales, lo cual complejiza el análisis de la distribución de grados, debido a la escasa cantidad de observaciones con las que se cuenta en el marco de las redes financieras.

Dentro de esta literatura, se pueden diferenciar claramente tres subconjuntos distintos de redes interbancarias empíricas con las que se ha trabajado: 1) exposiciones cruzadas de balance; 2) redes derivadas del sistema de pagos; 3) transacciones en los mercados de dinero interbancarios. Por disponibilidad de datos, este tercer tipo de red es el que abordamos en nuestro trabajo.

Las redes de operaciones interbancarias suelen ser más pequeñas (i.e., poseen menos nodos) que las redes pagos y, en promedio, son las menos densas de los tres subgrupos. Exhiben coeficientes de *clustering* notoriamente más acotados que los sistemas de pagos, ya que en general no superan el 0,2, mientras que en el segundo caso el *clustering* promedio ronda 0,5. En cuanto a las exposiciones de balance, este coeficiente también es algo más bajo que en el contexto de los sistemas de pagos (pero más alto que el de las redes de operaciones interbancarias).

Los trabajos basados en las transacciones de los mercados interbancarios suelen limitarse, en su mayoría, a estudiar los préstamos a un día hábil de plazo entre entidades. A los efectos de obtener resultados comparables con el resto de la literatura, aquí también nos enfocaremos en este subconjunto de operaciones.

Una de las redes empíricas más estudiadas en el mundo ha sido el mercado de dinero interbancario de Italia (De Masi *et al.*, 2006; Fricke y Lux, 2015a, 2015b; Iori *et al.*, 2008; Kobayashi y Takaguchi, 2017). Se ha planteado un debate en torno a su distribución de grados, ya que mientras que De Masi afirman que se ajusta a una Ley de potencias, Fricke y Lux (2015b) sugieren que esa no sería la distribución que mejor caracteriza a este mercado, y postulan que la binominal negativa o la distribución de Weibull son superiores, de acuerdo a la frecuencia de los datos con los que se trabaje. Este debate es producto de una evolución, con el paso de los años, de las metodologías para dilucidar la distribución de probabilidades que mejor explica el comportamiento de los grados de la red, las que desarrollaremos con mayor detalle en la sección

---

<sup>19</sup> De todos modos, es preciso aclarar que las metodologías aplicadas no son homogéneas entre sí y han ido cambiando con el paso del tiempo.

metodológica. Pero es preciso resaltar aquí que en pocos casos los resultados a los que llegan los distintos autores respecto de esta cuestión son claramente irrefutables, y, menos aún, estables en el tiempo.

Los trabajos citados en la tabla del Anexo se refieren sólo a redes financieras que se ubican al interior de un país determinado, pero existen también investigaciones sobre las redes internacionales de pagos, basadas en los datos recopilados por el Banco de Pagos Internacionales (BIS, por sus siglas en inglés). Entre ellos, se destacan los estudios de Hattori y Suda (2007), von Peter (2007), y Garratt, Mahadeva y Sviridzenka (2011).

Entre los últimos desarrollos, se destacan los estudios basados en redes de “múltiples capas”. En los mismos se aborda simultáneamente la estructura topológica de varios tipos de redes (“capas”) a la vez, y su interacción entre cada una de ellas. Por poner algunos ejemplos concretos, se suele contemplar de forma integral a las redes que se desprenden de las tenencias de activos comunes por parte de las entidades financieras, sus exposiciones de balance cruzadas, distintos tipos de derivados financieros en cartera, y las transacciones en los mercados de dinero de corto plazo (Aldasoro y Alves, 2016; Bargigli *et al.*, 2015; Langfield, Liu y Ota, 2014; Molina-Borboa *et al.*, 2015). Asimismo, a medida que aumenta la disponibilidad de datos, una mayor cantidad de trabajos se está enfocando en la dinámica intertemporal de las redes empíricas, complementando de este modo los típicos enfoques más estáticos a los cuales solían limitarse la literatura especializada (Holme y Saramäki, 2012; Kobayashi y Takaguchi, 2017).

En lo que respecta específicamente al mercado de *call* argentino, existen muy pocos trabajos en general sobre el mismo. Una de las referencias recientes más relevante es el trabajo de Anastasi *et al.* (2010), quienes estudiaron, mediante técnicas econométricas para datos de panel, el efecto de ciertas características propias de las entidades intervinientes sobre la tasa de interés que pueden pactar en el mercado. Llegaron a la conclusión de que tanto el tamaño como el origen del capital de las entidades influye sobre su capacidad de obtener una tasa más conveniente, a la vez que su liquidez, el grado de concentración de la demanda y de la oferta en cada momento del tiempo. No existe todavía un trabajo que analice integralmente la estructura topológica de la red que se desprende de las operaciones en el mercado de *call* argentino, precisamente el objeto de nuestra investigación.

Por cuestiones de espacio limitaremos el alcance del presente trabajo a describir las principales métricas topológicas de la red entre los años 2003 y 2017, y dedicaremos una sección al estudio de su distribución de grados. Finalmente, se presenta un estudio econométrico sobre los

efectos de los distintos tipos de centralidad de las entidades sobre su capacidad para pactar una tasa de interés más conveniente en el mercado de préstamos a corto plazo.

## 4. Metodología

### 4.1. Datos

El BCRA almacena con periodicidad diaria la información de todas las operaciones que se realizan en el mercado de *call*, detallando la entidad receptora y la otorgante de los fondos, el monto involucrado, el plazo de la operación, la moneda en la que se efectuó, el valor de la tasa de interés pactada y el tipo de tasa de la transacción (fija o variable)<sup>20</sup>. En el presente trabajo se analizaron las 314.188 operaciones llevadas a cabo entre el 2 de enero del año 2003 y el 29 de diciembre de 2017, donde intervinieron a lo largo del tiempo un total 99 entidades (12 públicas, 41 privadas de capital nacional, 27 privadas de capital extranjero, y 19 EFNB). El 99,3% de las transacciones se realizaron en pesos, y el 88,8% se efectuó a un plazo de un día hábil.

Se trata de un conjunto de datos sobre préstamos interbancarios más preciso que los utilizados en muchos otros países del mundo, donde a veces se obtienen a través de algoritmos (generalmente el de Furfine, 1999b) que deducen en forma indirecta las operaciones de crédito a un día hábil a partir de bases más generales que recopilan un universo mayor de transacciones entre entidades financieras (por ejemplo, Bech y Atalay (2008) para Estados Unidos, Rørdam y Bech (2009) para Dinamarca, Akram y Christophersen (2010) para Noruega, Bräuning y Fecht (2012) para el caso de Alemania).

Con el fin de tornar comparables nuestros resultados con los de otros trabajos sobre los mercados interbancarios de otros países, nos basaremos fundamentalmente en las operaciones a un día hábil, a tasa fija y en pesos, lo que representa un subconjunto de 278.497 operaciones (el 88,6% del total de los datos).

No obstante, también se analizó cómo cambian las características de la estructura de la red si se consideran a su vez las transacciones a mayor plazo, y cabe mencionar desde ya que las métricas topológicas contempladas no presentan alteraciones significativas al agregar estos datos. La única excepción la constituye la asortatividad de la red, la que experimenta algunos

---

<sup>20</sup> Más precisamente, la información que releva el BCRA consolida de forma diaria aquellas operaciones en las que coinciden la entidad prestamista y la prestataria, la moneda, el plazo y el tipo de tasa de interés, por lo que estrictamente se conoce el resultado neto de las operaciones en estos casos puntuales.

cambios de magnitud no despreciables, con implicancias de interés, tal como detallaremos en la Sección 5.2.

En el caso de las redes ponderadas según el monto involucrado en las operaciones, los cálculos se efectuaron siempre en base a los montos expresados en millones de pesos constantes de 2017, es decir, en términos reales<sup>21</sup>. Finalmente, las cifras referidas al total de depósitos, activos y liquidez de cada entidad financiera, utilizadas para las regresiones de la Sección 6, provienen de la información que releva el BCRA mediante los correspondientes regímenes informativos.

#### **4.2. Métricas topológicas de la red**

Las medidas topológicas de una red son indicadores que describen sus propiedades estructurales. El estudio de la topología de un grafo (y su evolución en el tiempo) son muy relevantes para dilucidar las características propias del conjunto de interacciones e interdependencias que surgen entre los agentes intervinientes. En otras palabras, este tipo de métricas nos ayudan a analizar la estructura de la red sin perdernos en el frondoso tejido de (usualmente muy numerosas) interconexiones que van apareciendo entre los participantes, como una suerte de “brújula” que nos facilita el camino a la hora de comprender estos fenómenos complejos y difíciles de abarcar analíticamente.

Dado que el cumplimiento de la liquidez mínima que el BCRA les exige a las entidades financieras es supervisado en base al promedio mensual de los fondos líquidos efectivamente acumulados por las mismas, las redes mensuales constituyen una mejor aproximación que las redes diarias para dar cuenta del entramado genuino de relaciones existente entre los bancos al momento de manejar sus posiciones de liquidez. Es decir, como el requisito de encaje es medido en forma mensual por la autoridad monetaria, y esta regulación es, por definición, fundamental a la hora de estudiar el comportamiento del mercado de *call*, las redes que surgen en promedio durante cada mes son las que tenderían a reflejar más cabalmente la estructura de la red que las entidades financieras establecen para negociar sus excesos y deficiencias de fondos líquidos.

---

<sup>21</sup> Se aplicó a estos efectos la inflación derivada del Índice de Precios al Consumidor (IPC) publicado por INDEC, correspondiente al Gran Buenos Aires, para el período contemplado entre enero de 2003 y noviembre de 2006, y para los meses comprendidos entre mayo de 2016 y diciembre de 2017, mientras que se utilizó un promedio de estimaciones de institutos provinciales entre diciembre de 2006 y abril de 2011, el IPC publicado por el Congreso de la Nación entre mayo de ese año y julio de 2012, y el IPC de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires entre agosto de 2012 y abril de 2016. Se recurrió a esta multiplicidad de fuentes debido a los problemas metodológicos que presentaron las estadísticas de INDEC entre 2006 y 2015, y se adoptó en consecuencia la mejor información disponible en cada momento del tiempo a lo largo de este lapso.

Las redes diarias incorporan un mayor nivel de volatilidad (ya de por sí elevado en Argentina para cualquier frecuencia), y por ende de ruido, que complejiza el análisis de las interconexiones vigentes, sin añadir elementos analíticos de significación, dada la estructura de exigencias de encaje que se les solicita a las entidades financieras. En esta línea, Finger, Fricke y Lux (2013), al analizar la red interbancaria italiana, enfatizaron que las redes construidas en base a mayores niveles de agregación presentan propiedades más estables, y por ende menos sensibles al período muestral seleccionado.

Es por ello que trabajaremos con las redes mensuales. Este enfoque también puede explicarse partir de la idea de que la operatoria cotidiana en el mercado de *call* se basa en la existencia de líneas de crédito abiertas entre las distintas entidades, las cuales conforman una estructura de red “latente” entre ellas. Cada día, algunos vínculos se “activan” y otros no, pero siguen vigentes en caso de necesidad en forma más duradera. Por este motivo las redes diarias podrían ser insuficientes para dar cuenta de la estructura real de interrelaciones vigentes en este mercado interbancario.

#### 4.2.1. *Tamaño y representación de la red*

Las dos medidas topológicas más básicas, pero no por eso menos importantes, consisten en el número de nodos o “vértices” (N) que intervienen en la red y la cantidad de vínculos (o también a veces llamados “arcos”) que se establecen entre ellos (M). En nuestras redes mensuales, cada nodo representa un banco que efectuó al menos una operación en el mercado de *call* durante el mes en cuestión, mientras que los vínculos quedan establecidos cuando se realizó por lo menos una transacción entre cada par de entidades en dicho lapso.

Estos indicadores nos brindan una primera aproximación acerca del tamaño de la red y de la densidad de las interconexiones vigentes en ella. Sirven también de base para la construcción de otras métricas y son utilizados para calcular la complejidad computacional de los algoritmos necesarios para resolver simulaciones particulares.

Más allá de la típica representación gráfica de la red, para trabajar matemáticamente sobre las relaciones entre los nodos es preciso expresarlas en formato matricial, a través de lo que se conoce como Matriz de Adyacencias. En el caso de la Matriz de Adyacencias más básica (que llamaremos “A”), sus componentes,  $a_{ij}$ , están definidos de la siguiente manera:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } |w_{ij}| > \text{umbral} \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Donde  $w_{ij}$  es el monto promedio mensual operado entre la entidad  $i$  y la entidad  $j$ . En nuestro caso particular, definimos el umbral mínimo en cero, y cabe reiterar que las cantidades de dinero involucradas en las operaciones están siempre expresadas en moneda de poder adquisitivo constante.

En otros términos, cada componente de la matriz  $A$  queda definido en función de si se produjo al menos una operación interbancaria entre cada par de entidades  $i$  y  $j$  a lo largo del mes. En casi la totalidad del análisis trabajaremos con la red dirigida, lo cual implica que  $a_{ij}$  y  $a_{ji}$  no necesariamente son iguales, por lo que la matriz puede no ser simétrica. La dirección de los fondos (es decir, si están siendo otorgados o tomados) es relevante para definir el tipo de vínculo en cuestión. Cuando decimos que un nodo determinado posee un vínculo “de salida” significa que ese nodo prestó fondos, mientras que un vínculo “de entrada” manifiesta la obtención de liquidez por parte de la entidad.

También trabajaremos con las redes ponderadas, cuya matriz de adyacencias ( $W$ ) se caracteriza por el hecho de que sus componentes están conformados directamente por los montos operados en promedio en cada vínculo ( $w_{ij}$ ), y ya no sólo por la mera existencia o no de una vinculación entre las entidades. Las redes ponderadas sirven para contemplar la jerarquía relativa de cada vínculo en relación a los demás, ya que no es equivalente un vínculo por el cual se opera un gran volumen de dinero con otro que canaliza montos relativamente pequeños.

La distancia media mínima y el diámetro de la red constituyen dos métricas adicionales referidas al tamaño de la red, pero contemplan a su vez la arista asociada a cuán interconectados están los nodos. La distancia  $d_{ij}$  entre los nodos  $i$  y  $j$  se define como el número mínimo de vínculos que es necesario recorrer para unir ambos nodos. La distancia media mínima ( $L$ ) consiste entonces en el promedio aritmético de todas las distancias presentes en la red:

$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j;i \neq j} d_{ij}$$

y mide en promedio qué tan “cercaños” están los agentes entre sí<sup>22</sup>. Por extensión, se le llama diámetro a la distancia (mínima) más larga entre los nodos. Entre los distintos algoritmos que existen para computar estos indicadores, el más usual es el diseñado por Dijkstra (1959), y es el que aplicaremos en el presente trabajo.

---

<sup>22</sup> En el caso de trabajar con redes desconexas (es decir, existe al menos un subconjunto de nodos que no se vinculan de ninguna forma con el resto), se suele tomar la distancia media mínima del subconjunto más grande.

Las redes aleatorias, en contraposición a las regulares, tienden a presentar distancias relativamente cortas, característica que comparten con las redes “mundo pequeño” introducidas por Watts y Strogatz (1998). Las redes financieras suelen ser más similares a este último tipo de redes, con distancias mínimas comparativamente acotadas entre las entidades financieras.

#### 4.2.2. Conectividad

La densidad o “completitud” ( $\delta$ ) de una red se define como el porcentaje de vínculos existentes respecto de la cantidad total de posibles vinculaciones que podrían potencialmente establecerse entre todos los nodos presentes:

$$\delta = \frac{\sum_{ij} a_{ij}}{N(N-1)}$$

Este parámetro estructural varía entre cero (para una red sin vínculos) y 1 (caso en el cual se dice que la red es “completa”). Técnicamente, la red estilizada con el mínimo grado de completitud es la denominada “red árbol”, cuya densidad es igual a 1 dividido el número de nodos participantes. Como ya fue mencionado anteriormente, las redes de préstamos interbancarios tienden a ser en general poco densas.

En las redes dirigidas, resulta de importancia dilucidar si los vínculos entre los nodos son en general recíprocos o no. Es decir, saber en qué medida los vínculos van tanto desde el nodo  $i$  al  $j$ , como desde el  $j$  al  $i$ . La forma estándar de cuantificar la reciprocidad ( $R$ ) de una red es mediante el porcentaje de vínculos para los cuales existe otro en dirección opuesta:

$$R = \frac{\sum_{ij} a_{ij}a_{ji}}{M}$$

Sin embargo, un problema posible de esta métrica es que no contempla el hecho de que redes más densas tienden a presentar en consecuencia una mayor cantidad de vínculos recíprocos, asociados simplemente a motivos aleatorios (Costa *et al.*, 2007). Una forma de corregir este problema es ajustando  $R$  por la densidad propia de la red en cuestión:

$$R \text{ corregida} = \frac{\sum_{ij} (a_{ij} - \delta)(a_{ji} - \delta)}{\sum_{ij} (a_{ij} - \delta)^2} = \frac{R - \delta}{1 - \delta}$$

Valores de este indicador superiores a cero implican una reciprocidad superior a la de una red aleatoria de igual densidad, mientras que si se ubica por debajo de cero significa que la red muestra una reciprocidad inferior a la de aquella. Al primer caso se lo suele denominar red “recíproca”, mientras que al segundo, “anti-recíproca”. Estos parámetros son relevantes para

evaluar el tipo de vinculaciones presentes en el sistema financiero y dilucidar sus interdependencias.

Un concepto simple pero fundamental en teoría de redes es el grado de un nodo. El mismo se trata del número de nodos al que cada nodo en particular está conectado. El grado ( $k_i$ ) de un nodo  $i$  se define entonces, para el caso de las redes no dirigidas, de la siguiente manera:

$$k_i = \sum_{j \in N(i)} a_{ij}$$

Donde  $N(i)$  es el conjunto de vecinos del nodo  $i$ , es decir, aquellos nodos que tienen un vínculo (de cualquier dirección) con el nodo en cuestión. En el caso de los grafos dirigidos, aparecen los conceptos de grado de entrada ( $k_i^{in}$ ) y grado de salida ( $k_i^{out}$ ).  $k_i^{in}$  representa la cantidad de nodos con los que el nodo  $i$  posee vínculos de “entrada” (en nuestro caso particular, préstamos recibidos por la entidad financiera), mientras que  $k_i^{out}$  cuantifica sólo los nodos con los que el nodo  $i$  posee vínculos de “salida” (préstamos otorgados por la entidad a otros bancos):

$$k_i^{in} = \sum_{j \in N(i)} a_{ji} ; k_i^{out} = \sum_{j \in N(i)} a_{ij}$$

El grado medio de la red es el promedio aritmético de los grados de los nodos individuales, y constituye una medida de la conectividad entre los agentes en la misma. Paralelamente, se construirán los grados medio de salida y de entrada de los grafos mensuales (también mediante la media aritmética de  $k_i^{out}$  y  $k_i^{in}$  para todo  $i$ , respectivamente), con el objeto de estudiar el nivel diferente de conectividad mostrado por los agentes prestamistas por un lado y los prestatarios por el otro.

Una métrica asociada muy relevante es la fuerza de los nodos ( $s_i$ ). Se trata simplemente del grado del nodo ponderado por los montos involucrados en cada vínculo. Es decir:

$$s_i = \sum_{j \in N(i)} (w_{ij} + w_{ji})$$

La fuerza de un nodo puede ser interpretada como una medida de intensidad en las interacciones, y ya no sólo un nivel absoluto de conectividad como es el caso del grado. También sirve para ponderar en forma distinta la relevancia de entidades que operan montos abultados de fondos por mes en la red, respecto de entidades que quizás se conecten con muchas otras (i.e., de grado elevado) pero a través de operaciones con montos de bajo valor. Asimismo,

calcularemos las fuerzas de entrada ( $s_i^{in}$ ) y de salida ( $s_i^{out}$ ) de los nodos en cuestión, de forma análoga al grado, pero ponderando por montos recibidos u otorgados, según corresponda:

$$s_i^{in} = \sum_{j \in N(i)} w_{ji} ; s_i^{out} = \sum_{j \in N(i)} w_{ij}$$

Otra medida topológica clave está dada por la asortatividad propia del comportamiento de los nodos en la red ( $\rho_{kj}$ ). Refleja la preferencia de los nodos entre la opción de asociarse con otros de grado similar al propio o la de relacionarse en mayor medida con los que poseen un grado diferente. Existen diversas maneras de computar este parámetro, pero aquí utilizaremos el coeficiente de correlación de Pearson entre el grado de los nodos que comparten vínculos directos entre sí, en línea con el trabajo de Newman (2002), uno de los pioneros en esta temática:

$$\rho_{kj} = \frac{M^{-1} \sum_l k_l j_l - \left[ M^{-1} \sum_l \frac{1}{2} (k_l + j_l) \right]^2}{M^{-1} \sum_l \frac{1}{2} (k_l^2 + j_l^2) - \left[ M^{-1} \sum_l \frac{1}{2} (k_l + j_l) \right]^2}$$

Donde  $k_l$  y  $j_l$  son los grados de los nodos en cada extremo del  $l$ -ésimo vínculo, con  $l = 1, \dots, M$ .

El coeficiente de asortatividad  $\rho_{kj}$  se trata ni más ni menos de la correlación entre los grados de los nodos vinculados, y, como tal, puede variar entre -1 y 1. Si es positivo, se dice que la red muestra un comportamiento asortativo u “homofílico”, ya que esto significa que los nodos tienden a vincularse con otros de grado similar. Si es negativo, se dice que la red es disasortativa, lo cual implica que los nodos de grado bajo tienden a asociarse con los de grado más elevado en la red, y viceversa. Cuanto más cercano el coeficiente a 1 (o -1), mayor es la intensidad de comportamiento asortativo (o no-asortativo) de los nodos.

Para poner algunos ejemplos, se ha hallado que las redes sociales suelen mostrar un comportamiento asortativo (los nodos de elevado grado tienden a asociarse preferentemente con los de grado similar), mientras que las tecnológicas y biológicas son más bien disasortativas (Newman, 2002, p. 4). Las redes financieras, por su parte, son eminentemente disasortativas, (tal como se verifica en la evidencia plasmada en el Anexo), lo cual quiere decir que las entidades financieras menos conectadas son más propensas a asociarse con los bancos de mayor grado, y viceversa.

Este fenómeno presenta implicancias significativas, tanto en términos estructurales como de riesgo sistémico y estabilidad de la red. Un comportamiento disasortativo por parte de las

entidades financieras tiende a provocar la conformación de redes con estructuras del tipo “centro-periferia”, caracterizadas por un núcleo de nodos muy conectados, rodeado de agentes de menor relevancia relativa, con menos vínculos, en la periferia. Asimismo, las redes asortativas suelen ser más robustas ante la remoción de nodos de grado alto, mientras que las que presentan el comportamiento inverso son vulnerables ante ataques a esos nodos más conectados de la red (en línea con lo ocurre en el caso de las redes libres de escala).

Por otra parte, también estudiaremos el coeficiente de *clustering* de las redes mensuales. Se trata un indicador que mide qué fracción de los vecinos de un nodo están, a su vez, vinculados entre sí. El *clustering* de un nodo  $i$  se define de la siguiente manera:

$$c_i = \frac{1}{k_i(k_i - 1)/2} \sum_{j,h} a_{ij}a_{ih}a_{jh}$$

Básicamente, indica si dos vértices que están conectados a un tercero presentan además un vínculo entre sí. El coeficiente de *clustering* de la red en conjunto se define como el promedio aritmético de todos los coeficientes individuales de los nodos. Constituye una medida de la densidad de las interrelaciones entre los agentes de la red. Un *clustering* elevado refleja la existencia de relaciones estables y arraigadas entre los participantes, con todas las consecuencias potenciales que ello acarrea, las cuales pueden ser tanto positivas (e.g., más resiliencia ante *shocks* aleatorios y relativamente débiles) como negativas (e.g., mayor contagio ante *shocks* dirigidos y potentes).

#### 4.2.3. Centralidad y concentración

La centralidad es un concepto muy utilizado fundamentalmente en el contexto de redes sociales, y ha sido estudiado por décadas. Tiene muchas interpretaciones e implicancias, que van desde la medición del poder, influencia o control de un nodo sobre la red, hasta la vulnerabilidad potencial que puede sufrir una red por la existencia de nodos demasiado centrales (*too interconnected to fail*), cuya remoción podría redundar en una acentuada desarticulación de la misma (Martínez-Jaramillo *et al.*, 2012).

Existen varias medidas de centralidad, que permiten cuantificar desde distintos enfoques la relevancia de cada nodo en el grafo. Todas las métricas que introduciremos aquí están definidas de forma tal que un mayor valor se interpreta como un mayor nivel de centralidad o importancia del nodo en la red. Esta noción se encuentra estrechamente relacionada con la determinación de la importancia sistémica (BIS, 2011) de un nodo, desde la perspectiva puntual del nivel de interconexión que posea con el resto.

Citando la clasificación propuesta por Henggeler-Müller (2006), en el marco de los mercados interbancarios, se puede afirmar que una institución es central en la red si exhibe alguna de las siguientes características:

- Posee numerosos vínculos con otros miembros de la red (grado).
- El monto total de sus pasivos, activos o flujos que circulan en la red es muy voluminoso (fuerza).
- Una quiebra o falla puede contagiarse al resto de la red en pocos pasos (cercanía).
- Los agentes con los que interactúa son también relevantes en la red (autovector principal de la matriz de adyacencias).
- Existen muchas distancias mínimas que pasan a través del nodo en cuestión (intermediación).

El tipo más básico de centralidad es la que se basa en el grado ( $k_i$ ) de los nodos. A mayor grado, eso implica que se trata de un nodo más conectado en la red, y eso redundaría en una mayor centralidad dentro de la misma. Es posible calcular también la centralidad basándose sólo en los grados de salida ( $k_i^{out}$ ) o de entrada ( $k_i^{in}$ ) de los nodos.

En la sección 5.3 computaremos el grado medio total, de entrada y de salida para cada uno de los cuatro subgrupos de entidades descritos anteriormente (ver sección 2.2). A los efectos prácticos, se trata simplemente de computar el promedio aritmético de  $k_i$ ,  $k_i^{out}$  y  $k_i^{in}$  para cada grupo de entidades financieras como conjunto, y así poder dilucidar los roles y preponderancia de cada uno dentro del mercado interbancario.

Seguiremos un procedimiento similar para el caso de la centralidad medida de acuerdo a la fuerza promedio de cada subgrupo, tanto para  $s_i$ , como para  $s_i^{in}$  y  $s_i^{out}$ . Mediante estos parámetros se podrá evaluar la centralidad de cada uno en función de su importancia relativa dentro de los volúmenes totales operados de cada índole.

La métrica de centralidad definida según la “cercanía” (*closeness*) de un nodo se basa precisamente en la idea de “qué tan cerca de los demás” se encuentra el mismo. Un nodo con una elevada cercanía implica que hacen falta menos intermediarios para que reciba impactos externos o para que amplifique disrupciones hacia los demás. Se la asocia con la capacidad de contagio del nodo en la red.

La cercanía (CC) de un nodo  $i$  se define como la inversa de la distancia mínima promedio de dicho nodo con el resto de la red. Trabajaremos con una versión normalizada de esta métrica, lo cual permite comparar homogéneamente su valor entre grafos de distinto  $N$ :

$$CC(i) = \frac{N - 1}{\sum_j d_{ij}}$$

Para obtener la cercanía promedio de la red, simplemente calculamos la media aritmética de  $CC(i)$  para todo  $i \in N$ . Es posible computar esta métrica también considerando sólo vínculos de entrada o de salida, pero en este trabajo sólo se presentará para el conjunto total de las conexiones.

La centralidad basada en la intermediación (*betweenness*) se asocia con la ubicación estratégica de un nodo en los senderos de comunicación existentes entre los agentes de la red. En el caso puntual del mercado de *call*, el carácter central de un nodo de este tipo proviene de su influencia sobre los canales de la liquidez en el sistema. El nivel de centralidad según el criterio de intermediación da cuenta de la velocidad de transmisión potencial de los shocks dentro de la red, mientras que otras medidas, como el grado o la cercanía, se enfocan más bien en la capacidad de amplificación de un shock sobre los vecinos cercanos a cada nodo (Lublóy, 2006). La intermediación ( $B$ ) de un nodo  $i$  se computa como la suma de los porcentajes de distancias entre todos los demás nodos de la red en los que participa el nodo  $i$ :

$$B(i) = \sum_{i \neq j \neq h \in N} \frac{\sigma_{jh}(i)}{\sigma_{jh}}$$

Donde  $\sigma_{jh}$  es el número total de distancias mínimas que unen a los nodos  $j$  y  $h$ , mientras que  $\sigma_{jh}(i)$  es el número total de distancias mínimas que unen a los nodos  $j$  y  $h$  que pasan por  $i$ . Para normalizar este valor se lo divide por  $(N-1)(N-2)$ , de forma tal de convertirlo en un indicador comparable entre grafos de distinta cantidad de nodos. Y para calcular la intermediación promedio de la red se efectúa la media aritmética de  $B(i)$  normalizado para todo  $i$ .

La última medida de centralidad que indagaremos consiste en la que se basa en el autovector (o vector propio) principal de la matriz de adyacencias de la red. Fue propuesta en un famoso trabajo de Phillip Bonacich (1972), y, como su nombre lo indica, asigna como valor de centralidad del nodo  $i$  al componente número  $i$  del vector propio ( $e$ ) asociado al autovalor ( $\lambda$ ) más grande de la matriz de adyacencias ( $A$ ) del grafo.

$$\lambda e = Ae$$

Esta métrica posee la particularidad de que toma en consideración la centralidad de los vecinos del nodo para estimar su centralidad. Puede entenderse como la suma ponderada de conexiones tanto directas como indirectas del nodo, a cualquier distancia. Es decir, toma al patrón entero de la red para elaborar este indicador, con el fin de intentar captar la noción de “complejidad” en las relaciones entre agentes de la red.

Presenta algunas semejanzas con el paradigmático algoritmo PageRank, utilizado para medir la relevancia relativa de las páginas web por el buscador de Google. El mismo se basa también en la relevancia de los vecinos del nodo en cuestión para cuantificar su centralidad, y fue propuesto en el trabajo seminal de Page *et al.* (1999).

Partiendo de estas métricas (y añadiendo controles que serán detallados más adelante), en la sección 6 estimaremos el efecto empírico de ostentar una mayor centralidad sobre la capacidad de cada entidad para negociar una mejor tasa de interés en el mercado de *call*. Otros análisis muy similares fueron efectuados por Bech y Atalay (2008) para el mercado de fondos federales de Estados Unidos, por Akram y Christophersen (2010) para el mercado interbancario de Noruega, por Kraenzlin y von Scarpatetti (2011) para el de Suiza, y por Bräuning y Fecht (2012) para el de Alemania. En todos estos casos, verificaron la existencia de un impacto positivo y significativo derivado de una mayor centralidad sobre la obtención de una tasa de interés más conveniente que la media en el mercado de préstamos interbancarios.

Aplicaremos una metodología y forma funcional en línea con la implementada por Bech y Atalay (2008). Se trata de una regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), incluyendo los controles necesarios para eliminar potenciales endogeneidades, y evaluando la robustez de los coeficientes obtenidos ante cambios sucesivos en las variables explicativas contempladas (e incorporando errores robustos a la heteroscedasticidad). Cabe destacar que aquí estaremos utilizando todas las transacciones efectuadas, y no sus promedios mensuales, dado que trabajaremos en base a las variables en frecuencia diaria. En la sección 6 ampliaremos sobre los detalles adicionales de la estimación.

Finalmente, complementaremos el análisis de centralidad con un estudio sobre la concentración de los flujos de liquidez en el mercado. Con este fin computaremos los típicos Índices de Herfindahl-Hirschman, para medir la concentración entre los prestamistas por un lado -IHH(L)- y entre los prestatarios por el otro -IHH(B)-.

$$IHH(L) = \sum_i \left( \frac{v_{ij}}{V} \right)^2 ; IHH(B) = \sum_i \left( \frac{v_{ji}}{V} \right)^2$$

Donde  $v_{ij}$  y  $v_{ji}$  representan el monto total prestado y recibido, respectivamente, por cada entidad  $i$  en un mes particular (siempre expresado en términos reales)<sup>23</sup>, mientras que  $V$  se refiere al monto total operado en la red:

$$V = \sum_i v_{ij} = \sum_i v_{ji}$$

Es decir, el IHH se define como la suma de las participaciones de cada entidad respecto del flujo operado total, elevando cada una de ellas al cuadrado. El IHH(L) sólo mide la concentración en el otorgamiento de los fondos líquidos, mientras que el IHH(B) se construye desde la perspectiva de los receptores de fondos. Son indicadores frecuentemente utilizados para medir competencia y poder mercado.

El IHH se mueve entre 0 y 1. Un valor más grande señala una mayor concentración de la liquidez en pocos agentes. En el caso de valores más pequeños, cuanto más cercanos éstos a  $1/N$  reflejan una mayor equidad entre las fracciones del mercado en poder de cada entidad, lo que tendería a reflejar una mayor competencia. Normalizaremos esta métrica para que resulte comparable a lo largo del tiempo, corrigiéndola en función de los cambios en la cantidad de nodos participantes en el mercado:

$$IHH^* = \frac{(IHH - \frac{1}{N})}{1 - \frac{1}{N}}$$

De esta forma, los indicadores se vuelven homogéneos y comparables entre redes de distinto tamaño.

Medir la concentración de la liquidez en el mercado de *call*, tanto desde el lado de la oferta como desde la demanda de fondos, resulta de interés para detectar cuellos de botella y/o agentes clave dentro de los flujos de liquidez en la red. Es útil para evaluar el potencial contagio derivado de eventos disruptivos o de fallas puntuales en nodos particulares.

### 4.3. Distribución de grados

Para dilucidar cuál es la función de probabilidad que mejor se ajusta a la distribución de grados empírica de las redes mensuales, aplicaremos la metodología propuesta en el trabajo de Clauset,

---

<sup>23</sup> Nótese que  $w_{ij}$  y  $w_{ji}$  son los montos operados en promedio por cada entidad durante un mes particular, mientras que  $v_{ij}$  y  $v_{ji}$  dan cuenta, en cambio, de la suma total de los fondos operados por cada entidad en el mes.

Shalizi y Newman (2009). Se trata de una de las metodologías de uso más difundido desde entonces en la literatura empírica sobre esta cuestión (Gillespie, 2015; Martínez-Jaramillo *et al.*, 2012), dado que posee un elevado grado de robustez en comparación con las demás existentes.

La pregunta de investigación concreta en este contexto consiste en averiguar si la distribución de grados en la red puede asociarse con la de una red aleatoria, que sigue una distribución exponencial (o Poisson en el caso discreto), o si ajusta mejor a distribuciones de “colas pesadas”, como, por ejemplo, la Ley de Potencias o la Lognormal (entre otras posibilidades). En el segundo caso, los eventos “inusuales” o “disruptivos” (en los extremos de la distribución, alejados de la media) presentan una mayor probabilidad relativa de ocurrencia con respecto al primer caso, lo que origina consecuencias de mucha significación en términos del riesgo sistémico al que se encuentra expuesta la red.

Con el fin de responder a esta pregunta, una gran cantidad de trabajos se ha basado simplemente en una exploración visual de la distribución de grados empírica. Se procedía a graficar el histograma de frecuencias de la variable de interés, estableciendo los ejes cartesianos en escala logarítmica, y, si a través de este procedimiento la distribución se asemejaba en forma aproximada a una línea recta, se estimaba mediante MCO la pendiente de la misma. De este modo se obtenía una estimación del exponente  $\alpha$  de la Ley de Potencias que parecía estar detrás de las observaciones en cuestión. Este estilo de procedimiento se remonta al trabajo de Pareto (1896) sobre la distribución de la riqueza hacia el final del siglo XIX (Arnold, 1983).

Sin embargo, posteriormente se ha demostrado que este método y algunas de sus variantes son propensos a incurrir en errores y sesgos sistemáticos, bajo condiciones relativamente usuales (véase el Apéndice A de Clauset *et al.* para mayor detalle), por lo que sus resultados no son del todo confiables. El método de Máxima Verosimilitud (MV) probó ser superior para resolver estas deficiencias, y es el más utilizado en la literatura para efectuar este tipo de estimaciones.

Ahora bien, dado que la distribución de Pareto tiende a valores infinitos cuando la variable de interés se acerca a cero, para efectuar el ajuste de las observaciones empíricas a dicha distribución es preciso determinar un valor mínimo ( $x_{min}$ ) a partir del cual estimar los parámetros. En la mayoría de los casos en los que aparece una Ley de Potencias, la misma se restringe solamente a los valores en la cola de la distribución, por lo que el valor mínimo de corte constituye un parámetro clave a la hora de estimar a su vez el resto de los parámetros de la distribución hipotética. En la Tabla 2 se presenta la forma funcional de las distribuciones cuyo ajuste a las

observaciones testaremos en el presente trabajo, y la constante de normalización (C) necesaria para cumplir la restricción de que la suma de las probabilidades a lo largo de todo el dominio de la variable de interés sume 1. De allí se deriva formalmente la relevancia del parámetro  $x_{min}$  como condición necesaria para la posterior estimación por MV del resto de los parámetros de cada distribución.

**Tabla 2 | Funciones de probabilidad propuestas para el ajuste a los datos empíricos**

Tipo de función	Distribución: $p(x) = Cf(x)$		Parámetros a estimar
	$f(x)$	$C$	
Ley de Potencias	$x^{-\alpha}$	$(\alpha - 1)x_{min}^{\alpha-1}$	$x_{min}; \alpha$
Lognormal	$\frac{1}{x} \exp\left[-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]$	$\sqrt{\frac{2}{\pi\sigma^2}} \left[ \operatorname{erfc}\left(\frac{\ln x_{min} - \mu}{\sqrt{2}\sigma}\right) \right]^{-1}$	$x_{min}; \mu; \sigma$
Poisson	$\frac{\mu^x}{x!}$	$\left[ e^\mu - \sum_{k=0}^{x_{min}-1} \frac{\mu^k}{k!} \right]^{-1}$	$x_{min}; \mu; \sigma$

Nota: C es la constante de normalización necesaria para garantizar el cumplimiento de la restricción dada por  $\int_{x_{min}}^{\infty} p(x) dx = 1$ . Por otra parte,  $\operatorname{erfc}$  es la función error complementaria, definida como  $\operatorname{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt$ .

Sobre esta base conceptual, una significativa cantidad de trabajos sobre redes interbancarias empíricas han aplicado esta metodología para determinar si la distribución de grados de las entidades financieras se ajustaba razonablemente a una Ley de Potencias (por ejemplo, véase Bech y Atalay, 2008; Boss *et al.*, 2004; De Masi *et al.*, 2006, entre otros).

Pero la crítica principal que efectuaron Clauset *et al.* (2009) se basó precisamente en el alto grado de arbitrariedad y juicio subjetivo<sup>24</sup> en el que debía incurrir el investigador para determinar el  $x_{min}$ , por lo que propusieron un procedimiento más riguroso y robusto para seleccionar este valor fundamental. Ellos también postularon que para estimar el resto de los parámetros el método más apropiado es el de MV, pero su contribución principal radica en que seleccionan el  $x_{min}$  que minimiza las diferencias entre la distribución hipotética y la observada.

<sup>24</sup> Más precisamente, para la determinación del  $x_{min}$  se solía utilizar no sólo la simple exploración gráfica (que no obstante se trataba del método más difundido), sino que en ocasiones se estimaban los parámetros de la distribución hipotética para todos los  $x_{min}$  posibles, y se observaba en torno a qué valores de  $x_{min}$  el resto de los parámetros permanecía más estable. Otra estrategia de identificación consistía en maximizar un criterio de información bayesiano, basado en la log-verosimilitud de la distribución hipotética bajo los distintos  $x_{min}$  posibles. Pero todos estos métodos tienden a presentar sesgos sistemáticos. Para mayor detalle, véase Clauset *et al.* (2009, pp. 669-671).

Para medir la diferencia entre dos funciones de probabilidad existen varios métodos, pero en el caso de distribuciones no normales el más utilizado es el de Kolmogórov-Smirnov (KS). El estadístico del test KS se trata simplemente de la distancia máxima entre la Función de Probabilidad Acumulada (FPA, también llamada Función de Distribución) derivada de los datos empíricos y la del modelo teórico ajustado:

$$KS = \max_{x \geq x_{min}} |D(x) - P(x)|$$

Donde  $D(x)$  es la FPA empírica derivada de las observaciones con valores superiores a  $x_{min}$ , mientras que  $P(x)$  es la FPA de la distribución hipotética estimada por MV para la misma región de valores. La estimación del  $x_{min}$  propuesta se efectúa entonces seleccionando el valor de  $x_{min}$  que minimiza al estadístico KS.

De acuerdo a la evidencia aportada por Clauset *et al.* (2009), este procedimiento para estimar los parámetros de las distribuciones hipotéticas presenta un mejor desempeño que cualquiera de los otros existentes hasta entonces. Es importante destacar que los autores señalan que dicha metodología tiende a ser más precisa cuando se trabaja con muestras superiores a las 1.000 observaciones. Se trata de una nota de precaución de extrema relevancia a la hora de interpretar los resultados de este tipo de análisis en el contexto de redes financieras, donde el conjunto de datos no siempre cumple con esta característica. En nuestro caso particular también estamos trabajando con redes relativamente pequeñas, lo cual amplifica sesgos de estimación y potenciales errores estadísticos. Pero, de todos modos, cabe aclarar que se trata de una dificultad transversal en el estudio de redes empíricas basadas en préstamos interfinancieros.

Para computar la dispersión de los parámetros estimados (tanto del  $x_{min}$  como del resto de los que correspondan para cada caso) se aplica el método no paramétrico de *Bootstrap*. Dada las  $n$  observaciones, generamos un conjunto de datos simulados en base a una distribución similar a la empírica, mediante la extracción aleatoria de una nueva secuencia de  $n$  valores a partir de la muestra original. Una vez extraída dicha secuencia sintética, se estima de nuevo en base a ésta el  $x_{min}$  y los parámetros restantes, de igual manera que antes (minimizando el KS asociado). Repitiendo este procedimiento un número elevado de veces (aquí lo haremos 1.000 veces), se consigue un número elevado de estimaciones de los mismos parámetros, a partir de los cuales se calcula la dispersión de estos.

Una vez estimados los parámetros de una distribución hipotética específica que mejor se ajustan a las observaciones reales, es necesario determinar si dicha distribución hipotética se trata en sí misma de una descripción razonable de los datos o no. Uno puede estimar los parámetros

para cualquier distribución en base a cualquier conjunto de datos, sin importar cuál es la verdadera que origina a las observaciones, por lo que es indispensable dilucidar si los valores estimados representan un buen ajuste a la realidad o no.

Con este propósito, lo que sugieren Clauset *et al.* es efectuar un procedimiento de Montecarlo, para generar una distribución sintética de KS que surgirían de repetir este procedimiento sobre datos simulados muchas veces, pero que en cambio provengan efectivamente de la distribución que suponemos verdadera (con iguales parámetros que los estimados previamente). Así, con esta distribución generada sobre conjuntos de datos sintéticos se puede construir un criterio de decisión para definir si el KS resultante de nuestra estimación inicial es “anormalmente grande” o no. De este modo es posible comparar si las diferencias entre las observaciones y la distribución hipotética ajustada son grandes o pequeñas en relación con las diferencias que se desprenderían del típico error estadístico de muestreo.

En concreto, mediante el estadístico KS se mide la distancia entre la distribución empírica y la estimada. Lo que se propone es comparar dicho KS con los KS que estimaríamos al repetir el mismo procedimiento sobre datos efectivamente provenientes de una distribución de probabilidades igual a la estimada. Si el KS que se desprende de nuestra primera estimación es demasiado grande respecto de los simulados a partir de casos en los que se sabe cuál es la distribución subyacente que origina los datos, significa que nuestra estimación original se aparta inusualmente de los valores que se explicarían por mero error muestral, y esto conformaría una fuerte evidencia en contra de nuestra hipótesis de partida.

Por lo tanto, una vez estimado el KS en base al  $x_{min}$  que mejor se ajusta a los datos para cada distribución hipotética, efectuamos 3.000 simulaciones de KS que surgirían al llevar a cabo los mismos pasos pero esta vez sobre datos generados provenientes efectivamente de la distribución teórica propuesta. Construimos un p-valor equivalente a la fracción de dichos 3.000 valores que son superiores a nuestro KS original<sup>25</sup>. Si ese p-valor es inferior a, digamos, 10% o 5% significa que nuestras estimaciones iniciales son demasiado diferentes a las esperables en el caso de estar acertando con la distribución detrás de las observaciones. Es decir, rechazamos nuestra hipótesis nula por representar un mal ajuste a los datos observados.

En el presente trabajo, evaluaremos si la distribución de grados de la red (tanto totales, como de entrada y de salida) ajustan mejor a una distribución de Poisson, o a una Ley de Potencias,

---

<sup>25</sup> Se efectúa un procedimiento de Montecarlo para realizar este test de hipótesis porque no conocemos la distribución de los datos a partir de los cuales estimamos el KS inicialmente. Si supiésemos cuál es la distribución subyacente, la distribución del estadístico KS también estaría definida.

o a una Lognormal (ver Tabla 2). Seleccionamos estas tres hipótesis de partida por varias razones. La distribución de Poisson se trata de la distribución típica de una red aleatoria, mientras que el caso paradigmático de una distribución de colas pesadas es el de la Ley de Potencias. En el medio entre de estos dos casos polares, la distribución lognormal se trata de una distribución de colas pesadas que posee un mayor grado de flexibilidad, lo que suele permitir mejores ajustes a observaciones empíricas con comportamientos propios de distribuciones de colas pesadas, pero menos extremos que el de una Ley de Potencias.

Una vez estimados los parámetros para cada caso, y habiendo efectuados los testeos en base a los p-valores construidos según el procedimiento descrito, estableceremos cuál es la distribución que mejor se ajusta a las observaciones mediante la comparación de los niveles de verosimilitud asociados a cada una. Por ejemplo, si la verosimilitud que se desprende del ajuste lognormal es superior a la verosimilitud derivada de los otros dos ajustes, eso indicaría que esa distribución describe mejor al conjunto de los datos (aún a pesar de que podría ocurrir que en ninguno de los tres casos se rechace, mediante el testeo postulado más arriba, la distribución definida como hipótesis nula).

## **5. Análisis de la red interbancaria argentina**

Esta sección se divide cuatro apartados. En el primero revisaremos algunas medidas topológicas básicas asociadas al tamaño de la red interbancaria y su evolución, mientras que en el segundo nos enfocaremos en describir la densidad y particularidades referidas a la conectividad en general de la misma. En la sección 5.3 exploramos específicamente distintas métricas de centralidad y concentración. Y en la cuarta subsección se buscará dilucidar cuál es la distribución de probabilidades que mejor se ajusta a la distribución empírica de grados de los agentes de la red, donde el objetivo prioritario consistirá en definir si se la puede tratar o no estadísticamente como una distribución de “colas pesadas”. Esta característica es extremadamente relevante a la hora de efectuar simulaciones o ejercicios de estrés teóricos, típicos en todo trabajo de supervisión financiera macroprudencial propio de los entes reguladores del mundo.

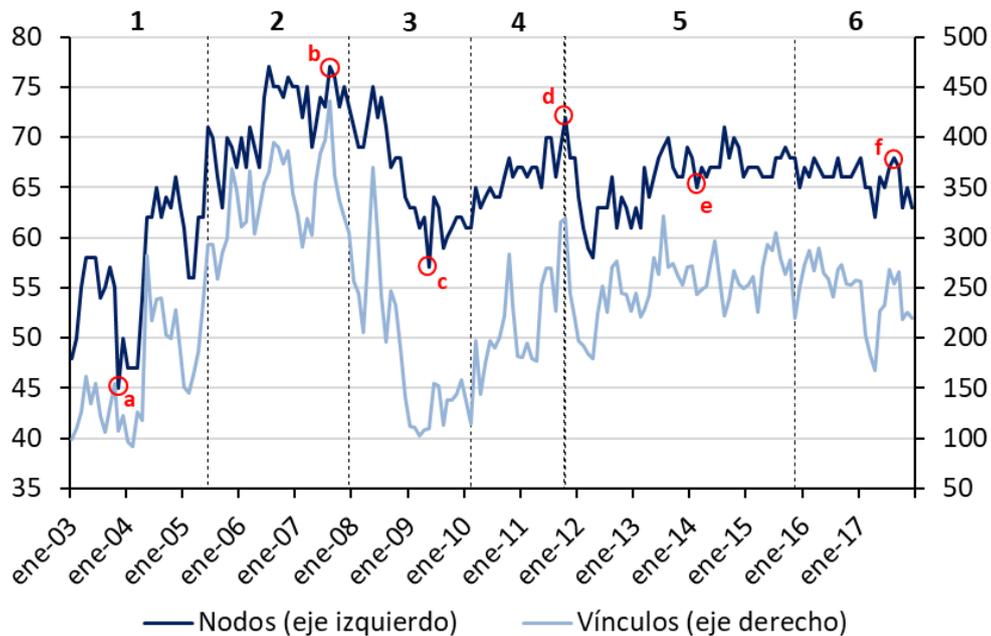
### **5.1. Tamaño**

Una primera característica que surge al analizar el caso argentino es que las redes interbancarias en cuestión son relativamente pequeñas. Es preciso destacar de todos modos que, en general, las redes de préstamos interfinancieros *per se* tienden a ser más reducidas que las de pagos

o que las de exposiciones de balance. Si no limitamos a ese subconjunto particular, es interesante mencionar que la argentina no constituye la red más pequeña, pero es, por ejemplo, sustancialmente más chica que la observada en el caso de EE.UU. (Bech y Atalay, 2008) o Italia (Kobayashi y Takaguchi, 2017).

Específicamente, el número de nodos involucrados (i.e., entidades activas en el mercado de *call*) no es el más reducido si se lo contrasta con otras redes, pero se encuentra alejado de las más voluminosas. Algo similar ocurre con la cantidad de vínculos, aunque en términos relativos se observa más claramente que éstos son menos numerosos que en la mayoría de las otras redes financieras estudiadas hasta ahora.

**Gráfico 6 | Nodos y vínculos activos en las redes mensuales**



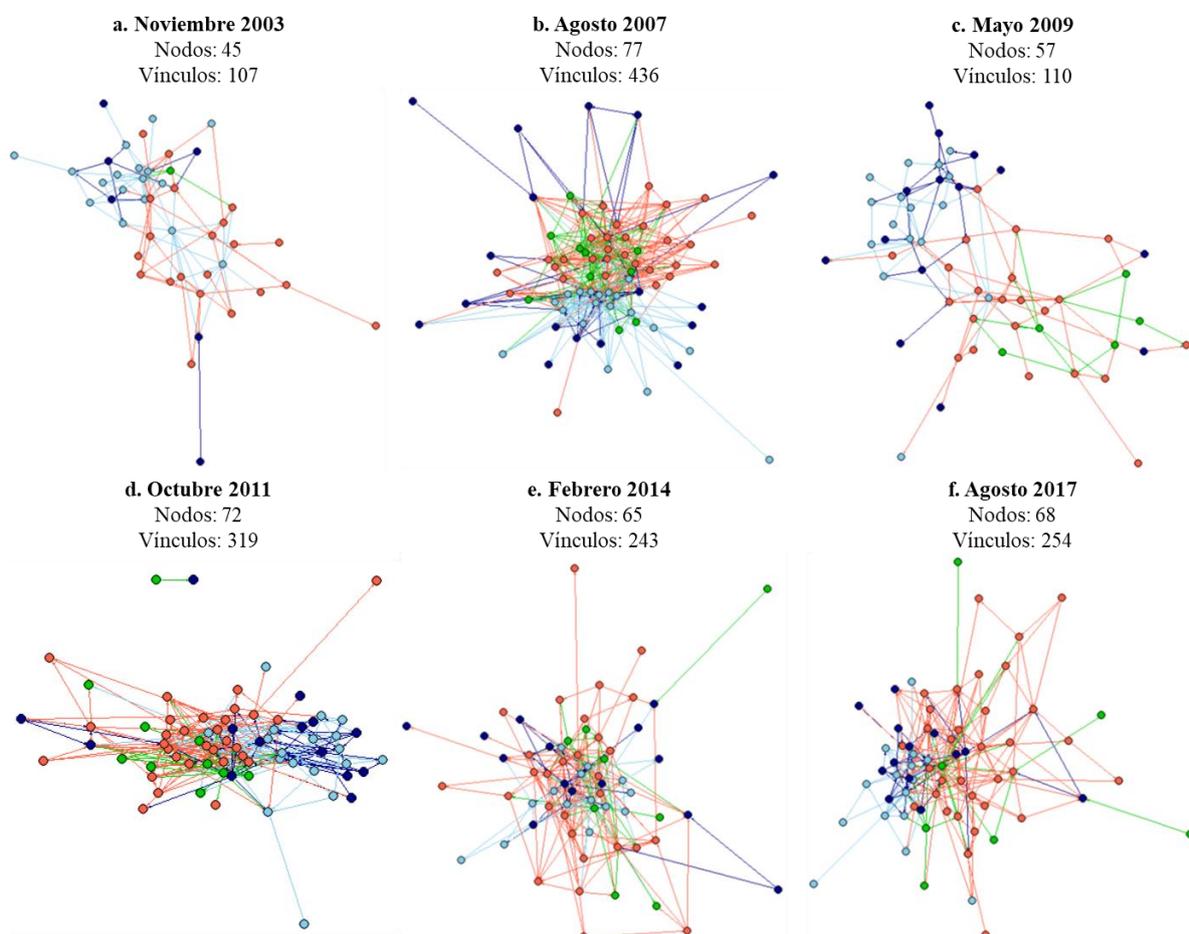
Nota: los círculos rojos señalan a las redes mensuales que se muestran en el Gráfico 7. Se seleccionó un mes específico de cada etapa con el fin de presentar una primera aproximación visual de los cambios en la estructura de la red a lo largo de todo el período.

Como ya fue anticipado en la sección metodológica, nos centraremos en el análisis de las redes mensuales. Durante el período comprendido entre los años 2003 y 2017, el número de nodos mensuales activos alcanzó un promedio de  $65,4 \pm 5,9$  entidades, que establecieron  $237,5 \pm 73,1$  vínculos por mes, considerando el grafo dirigido. Un fenómeno para remarcar son las significativas fluctuaciones que experimentaron estas variables, cuyos vaivenes más acen tuados se produjeron entre los años 2003 y 2010 (Gráfico 6).

En la primera etapa del período analizado se observa la mayor volatilidad en la serie de estas dos variables, asociada fundamentalmente a que todavía el sistema financiero argentino recién empezaba a recuperarse de la crisis de 2001 y aún no se resolvía la cesación de pagos de la

deuda pública, lo cual obstaculizaba el normal desenvolvimiento de las operaciones financieras en el país. El año 2003 es el que presentó el menor número promedio de entidades activas ( $53,6\pm 4,2$ ) y de vínculos establecidos ( $127,4\pm 19,8$ )<sup>26</sup>.

### Gráfico 7 | Visualización de redes mensuales seleccionadas



Nota: Cada nodo representa una entidad financiera (verde: entidades públicas; rojo: entidades privadas de capital nacional; celeste: entidades privadas de capital extranjero; azul oscuro: entidades financieras no bancarias). Cada vínculo denota la existencia de al menos una operación de crédito entre ellas durante el mes en cuestión, y su color se determina según la entidad que presta los fondos. La distribución gráfica de los nodos en la red se efectuó mediante el algoritmo de Fruchterman-Reingold (1991).

A medida que la Argentina fue recuperándose de la crisis (y con el estímulo adicional para el sistema financiero que significó la instauración del mercado de REPO), la red comenzó a mostrar en 2004 un visible crecimiento, tanto en su cantidad de vínculos como en sus nodos activos (Tabla 3). El porcentaje de entidades participantes en el mercado de *call* respecto del total de entidades habilitadas en el sistema aumentó desde un 55% en 2003 hasta una media del 84,5%

<sup>26</sup> En el año 2009, en el contexto de la crisis financiera internacional, los vínculos cayeron a un valor apenas superior ( $128,1\pm 18,9$ ), aunque la caída no fue tan significativa en lo que respecta al número de nodos ( $61,4\pm 1,8$ ).

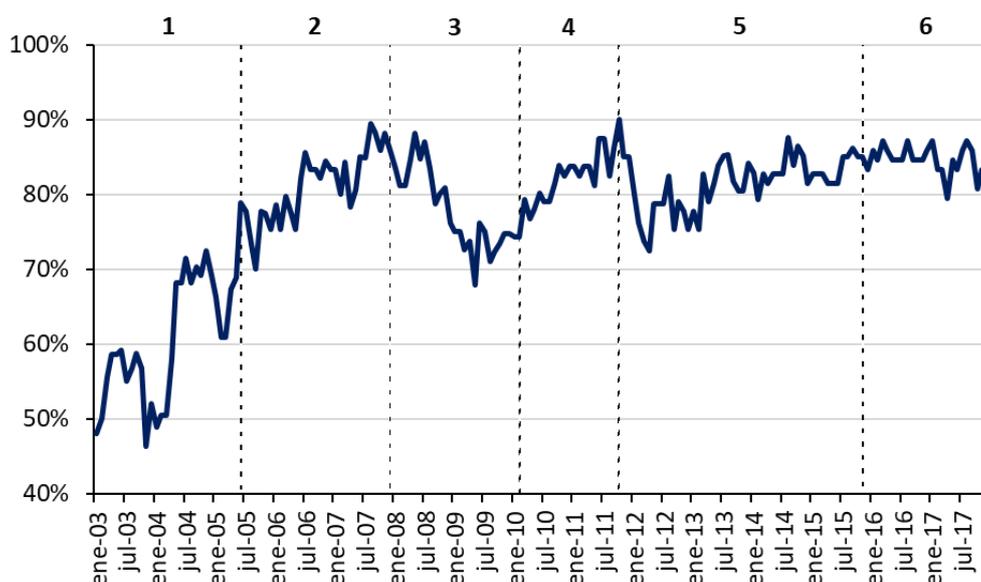
en el año 2007, para luego ubicarse en valores en torno al 81,5% durante lo que resta del período<sup>27</sup> (Gráfico 8).

**Tabla 3 | Indicadores descriptivos de la evolución de los nodos y vínculos**

Etapa*	Fechas	Nodos					Vínculos				
		Cantidad promedio	Desvío Estándar	Coef. de variación	Mínimo	Máximo	Cantidad promedio	Desvío Estándar	Coef. de variación	Mínimo	Máximo
1	Ene-03 - Dic-03	54	4,2	7,7%	45	58	127	19,8	15,5%	99	162
1'	Ene-04 - Jun-05	59	6,7	11,3%	47	71	189	58,0	30,7%	92	293
2	Jul-05 - Dic-07	72	3,6	5,0%	63	77	341	40,3	11,8%	259	436
3	Ene-09 - Feb-10	61	1,8	2,9%	57	64	128	18,9	14,8%	103	158
4	Mar-10 - Oct-11	67	2,3	3,4%	63	72	220	48,2	21,9%	144	319
5	Nov-11 - Nov-15	66	2,9	4,4%	58	71	251	29,7	11,8%	180	322
6	Dic-15 - Dic-17	66	1,5	2,3%	62	68	246	29,7	12,1%	168	289

\*En la presente Tabla se subdivide en dos partes a la etapa 1 para mostrar en mayor detalle los valores observados durante el año 2003, lapso en el que tuvieron lugar los mínimos de todo el período. Se omite el año 2008 porque se trata de un año en el que las redes mostraron una permanente contracción, motivo por el cual sus valores promedio resultan en realidad poco representativos de lo que verdaderamente ocurrió en términos de la dinámica empírica de la red.

**Gráfico 8 | Nodos activos en el mercado de call, como porcentaje del total de entidades habilitadas en el sistema financiero**



La segunda etapa del período analizado es la de mayor actividad en el mercado de *call*, alcanzando picos en términos de sus nodos y vínculos activos en el año 2007. En la Tabla 4 se muestra la cantidad promedio de entidades activas por tipo en cada etapa. Es interesante reparar en

<sup>27</sup> Sólo experimentó temporales desvíos marcados de esa media en dos momentos puntuales: con la crisis global de 2008-09 y con la instauración del cepo cambiario en 2011. En los meses más duros derivados de la crisis, el porcentaje de participación alcanzó un mínimo de 67,9% (en mayo de 2009). El otro mínimo local se observa pocos meses después del establecimiento del cepo, cuando en abril de 2012 la participación fue del 72,5%.

que las entidades privadas de capital extranjero son las únicas que disminuyeron monotónicamente, mientras que el resto muestra una evolución más alineada con la dinámica de la red en conjunto. En la sección 5.3 estudiaremos los niveles de conectividad promedio de cada tipo de entidad, lo cual nos servirá de complemento para explicar en mayor detalle la elevada vitalidad de las redes en la segunda etapa temporal de nuestro análisis.

**Tabla 4 | Cantidad promedio de entidades participantes en el mercado de *call*, por tipo**

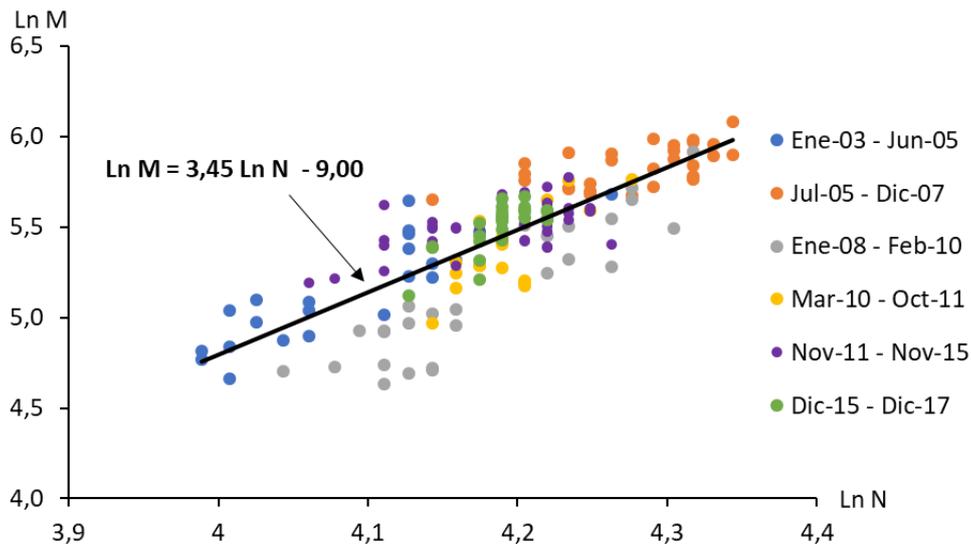
Etapa	Fechas	Tipo de entidad				Total promedio
		Públicas	Priv. Nac.	Priv. Ext	EFNB	
1	Ene-03 - Dic-03	3	21	20	9	54
1'	Ene-04 - Jun-05	4	27	19	9	59
2	Jul-05 - Dic-07	8	31	19	13	72
3	Ene-09 - Feb-10	6	25	18	14	61
4	Mar-10 - Oct-11	6	28	18	14	67
5	Nov-11 - Nov-15	7	29	16	14	66
6	Dic-15 - Dic-17	6	32	15	13	66

Luego, debido a la crisis financiera global, a lo largo de 2008 se produjo una notable reducción en el tamaño de las redes, que llegaron a presentar un piso de 57 nodos y 110 vínculos en mayo de 2009. Las redes se mantuvieron deprimidas en torno a esos valores hasta principios de 2010, momento en el que volvieron a incrementar en forma paulatina su tamaño, hasta alcanzar los niveles que después se mantendrían relativamente invariables hasta el año 2017, con 66 nodos activos y 243 vínculos mensuales en promedio. Tras estos eventos, las redes expusieron una mayor estabilidad (quizás en cierta consonancia con el estancamiento económico que experimentó el país desde 2011), sólo interrumpida por un deterioro transitorio a principios del año 2012, en un contexto económico recesivo tras la instauración de restricciones en el mercado de cambios doméstico, que dificultaron la operatoria general del sistema financiero.

A partir del Gráfico 6 se puede apreciar que la cantidad de nodos ( $N$ ) y de vínculos ( $M$ ) existentes entre ellos tiende a moverse de forma proporcional. De hecho, al estimar una regresión log-log entre ambas variables, surge que  $M \propto N^{3,45}$ . Ello implica que el grado medio de la red  $\langle k \rangle$  tiende a aumentar a razón de  $N^{2,45}$ , o, lo que es lo mismo:  $\langle k \rangle \propto N^{2,45}$  (Gráfico 9)<sup>28</sup>. Este resultado contrasta con los trabajos teóricos que asumen que el grado medio de la red se mantiene fijo, es decir, suponen que  $N$  y  $M$  crecen en forma lineal (véase una mayor discusión al respecto en Dorogovtsev y Mendes, 2003).

<sup>28</sup> Esta elasticidad de respuesta de  $M$  frente a  $N$  es muy superior a la estimada por Kobayashi y Takaguchi (2017) para el caso de Italia, donde llegan a la conclusión de que  $M \propto N^{1,5}$ .

**Gráfico 9 | Relación entre la evolución de los nodos y de los vínculos**



Nota: Diagrama de dispersión donde en el eje de abscisas se muestra el logaritmo natural de la cantidad de nodos en cada red mensual, y en el de las ordenadas el logaritmo natural de la cantidad de vínculos presentes en cada momento.

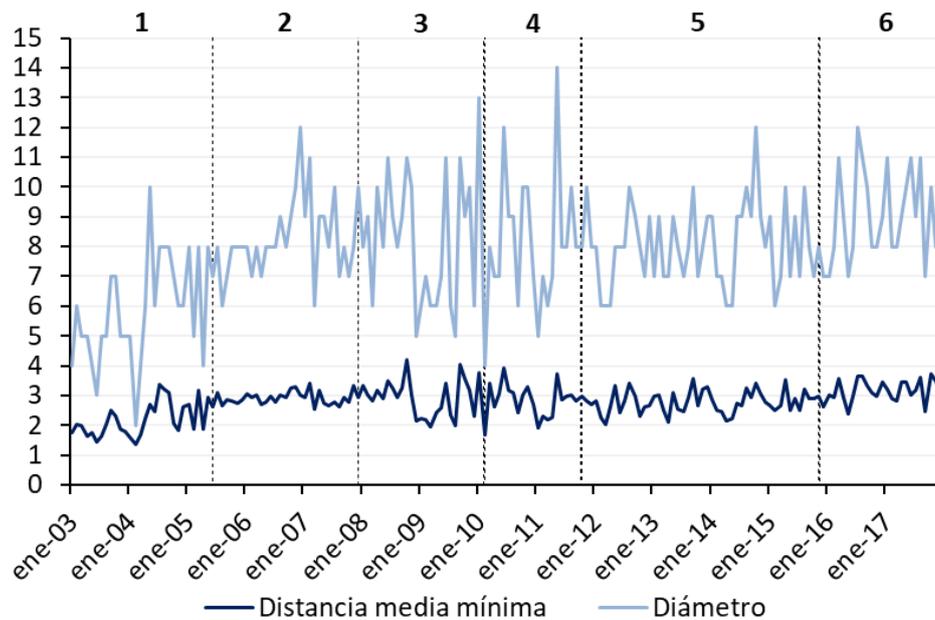
Del Gráfico 9 también se desprende que esta relación promedio se mantuvo presente en casi todas las etapas del período, con la curiosidad de que durante el momento de la crisis de 2008 la ordenada al origen de la relación pareciese mostrar un nivel más bajo que la media. Sólo 7 redes mensuales de las 180 estudiadas fueron excluidas del cómputo de la regresión, por exhibir valores muy atípicos (*outliers*), todas ellas pertenecientes a la primera etapa del período analizado: el bimestre enero-febrero de 2003, y los cinco meses contemplados entre noviembre 2003 y marzo 2004. Como se puede ver, se trata de redes propias de un momento en el que, tal como se dijo anteriormente, se presenció el mayor nivel de volatilidad en estas variables. Luego de este período más inestable, la relación de proporcionalidad parece estabilizarse en torno a la media que aquí señalamos.

Otros indicadores relevantes para evaluar el tamaño de las redes en cuestión son el diámetro y las distancias mínimas medias que ostentaron en el tiempo. Esta segunda métrica (siempre contemplando redes dirigidas) mantuvo un promedio de  $2,8 \pm 0,5$ , mientras que el diámetro osciló en torno a  $7,9 \pm 1,9$ . Estas dos medidas topológicas siguieron a lo largo de los años trayectorias similares entre sí, y acompañaron de modo aproximado a la evolución del número de nodos y vínculos activos (Gráfico 10).

En promedio, las distancias medias mínimas de las redes se mantuvieron generalmente muy estables, en el intervalo entre 2 y 3, con escasas excepciones (que de todas formas también se ubicaron en un entorno cercano de dicho rango). En la primera etapa del período estudiado, la distancia media mínima de la red creció desde un nivel inferior a 2 hasta alcanzar

aproximadamente 3 en forma estable en 2005, donde se ubicó hasta la crisis de 2008, momento en el que temporalmente volvió a reducirse a cerca de 2. Durante el cepo cambiario prácticamente no sufrió grandes oscilaciones, conservando una media de 2,8, mientras que en el bienio 2016-17 retoma una incipiente senda de crecimiento, que la llevó a superar la barrera de 3 de modo sostenido.

**Gráfico 10 | Distancia media mínima y diámetro de las redes mensuales**



Estas distancias se ubican cómodamente dentro del rango observado en redes financieras empíricas del mundo (véase la tabla comparativa del Anexo). Se trata de distancias cortas, que darían sustento a la hipótesis de que también la red interbancaria argentina muestra características asimilables a las redes “mundo pequeño”.

Una tendencia similar, aunque más volátil, experimentó el diámetro de la red, el cual aumentó de 4 (o menos) en 2003 hacia un promedio de 8 en la segunda parte del año 2004, valor que mantendría en términos generales hasta 2015. En la sexta etapa del período considerado también se observa un nuevo crecimiento en este indicador, donde frecuentemente el diámetro de las redes mensuales supera el valor de 9 en forma perceptible.

En conclusión, el tamaño de las redes interbancarias que surgen a partir del análisis del mercado de *call* experimentaron una notable volatilidad, en especial entre los años 2003 y 2010, lapso en el que, primero, crecieron notablemente hasta 2007, luego se redujeron en alguna medida por la crisis global, y finalmente se estabilizaron en valores muy superiores a los de partida. Desde el año 2010, todos los indicadores que miden la extensión de las redes tendieron a estabilizarse. Es preciso mencionar que en los años 2016-17 la cantidad de vínculos muestra una

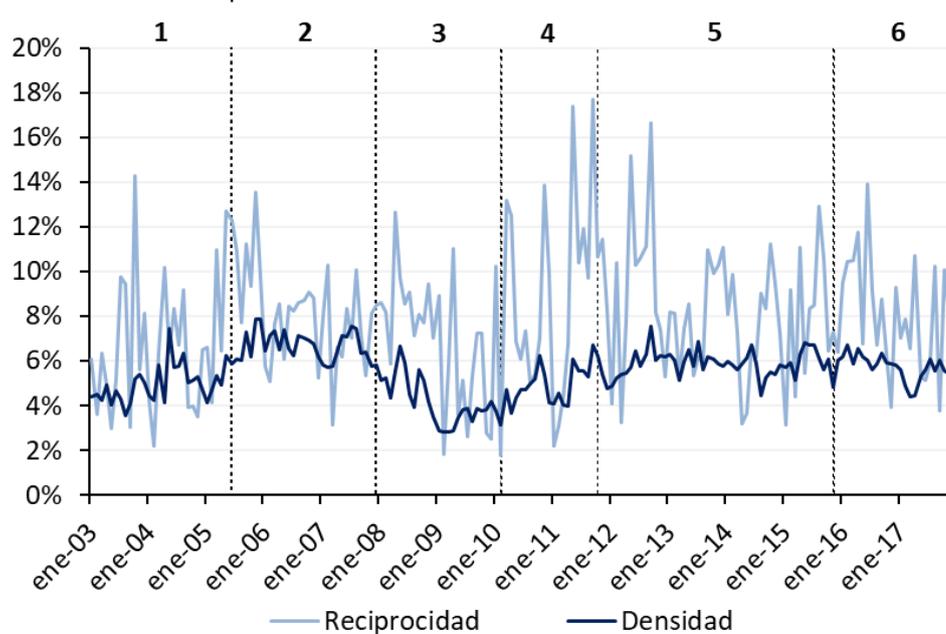
muy incipiente disminución, a la par que el diámetro y la distancia media mínima crecen en términos marginales, pero se trata de movimientos todavía muy leves como para extraer conclusiones definitivas acerca de posibles cambios de tendencia en estas métricas estructurales de la red.

## 5.2. Conectividad

La mayoría de las redes de préstamos interbancarios suelen poseer un bajo nivel de densidad (Hüser, 2015), en comparación con otros tipos de redes presentes en diversas áreas de investigación (e.g., biología, redes sociales, entre otras). La red argentina aquí estudiada no es la excepción, dado que, en promedio, sólo se han establecido por mes el  $5,5\% \pm 1,1\%$  de los vínculos potenciales que podrían haberse formado entre todos los nodos activos en cada momento del tiempo, a lo largo del período completo (Gráfico 11). Por lo tanto, lejos está la red de ser lo que se denomina “completa”.

La densidad de los grafos mensuales siguió un sendero similar al resto de las medidas topológicas ya descritas: pasó de promediar 5% en la primera etapa, a 6,7% en la segunda (lapso en el que alcanzó picos de 7,9%), para luego caer a pisos del 3,5% durante la crisis. Tras una recuperación de los niveles de densidad en la cuarta etapa, a partir de 2011 alcanzó un nivel cercano al 6%, que se mantendría en promedio hasta el final del período.

**Gráfico 11 | Medidas de conectividad entre los nodos de la red**



El coeficiente de reciprocidad experimentó una volatilidad muy superior, llegando a ostentar niveles llamativamente elevados en el año 2011. También presenta, en general, una trayectoria

comparable con el resto de las métricas mencionadas hasta ahora, pero su variabilidad impide detectar patrones tan definidos como en los otros casos. La reciprocidad promedio de la red fue de  $7,9\% \pm 3\%$ , tocando un máximo de  $17,7\%$  en septiembre de 2011 y un mínimo de  $1,8\%$  a principios de 2010. Estos valores están en línea con los de otras redes interbancarias del mundo, donde habitualmente el coeficiente de reciprocidad supera al de densidad. No obstante, la reciprocidad promedio encontrada para el caso argentino se encuentra entre las más bajas.

El coeficiente de reciprocidad superó al de densidad de la red en el  $77,2\%$  de los meses. Esto implica que el sistema tiende a mostrar una reciprocidad superior a la de una red aleatoria (de igual nivel de completitud). Es decir, las entidades tienden a formar vínculos bidireccionales entre sí con criterios diferentes al de la mera aleatoriedad, lo que remarca la importancia de tener en cuenta la existencia de relaciones estables entre los nodos dentro del mercado interbancario argentino; por lo menos, a la hora de evaluar la estabilidad sistémica del mismo.

Sin embargo, la evidencia en ese sentido no termina de ser concluyente. Si bien el coeficiente de reciprocidad corregido por la densidad de la red (véase la sección 4.2) brinda un promedio positivo, de  $2,5\% \pm 3,1\%$ , el hecho de que, en el simple intervalo de un solo desvío estándar de distancia respecto de la media, el indicador tome valores negativos debilita en alguna medida esas conclusiones. De todos modos, es preciso mencionar que en ninguna de las distintas etapas del período estudiado el coeficiente de reciprocidad corregido presentó un promedio con valor negativo.

En lo que refiere al coeficiente de asortatividad, su valor medio fue de  $-16,3\% \pm 9,4\%$ . Esto indica que se trata de una red “no asortativa”<sup>29</sup>, lo cual implica que los nodos que poseen una mayor cantidad de grados tienden a conectarse, en promedio, con nodos de menor grado relativo. Constituye un indicador en favor del argumento de que la red presenta una estructura “centro-periferia”, que se caracteriza por tener un núcleo con agentes altamente conectados, mientras que la “periferia” se conforma de nodos con pocos grados totales, conectados éstos a dicho núcleo mediante vínculos aislados.

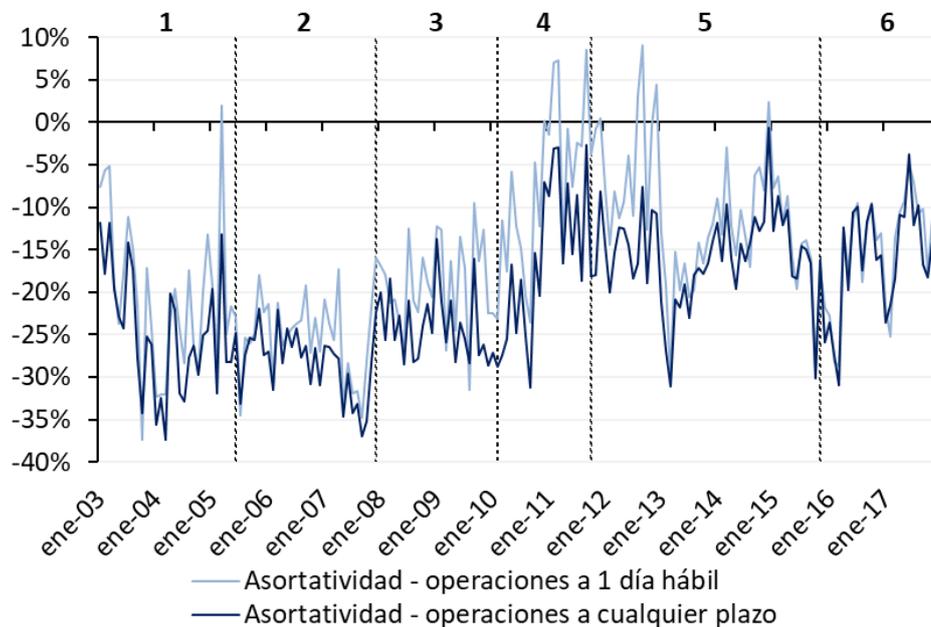
La red mostró un comportamiento no asortativo (i.e., un coeficiente de signo negativo) en el  $94\%$  de los meses (Gráfico 12). Tan sólo en 10 meses de los 180 incluidos en la muestra el coeficiente fue positivo. Ese comportamiento asortativo esporádico coincidió principalmente con los meses en donde se observó el mayor nivel de reciprocidad, durante los años 2011 y 2012, señalando el hecho de que en esos momentos las entidades de mayor grado tendieron a

---

<sup>29</sup> También llamada a veces “disasortativa” o “no homofílica”.

establecer vínculos entre sí de manera más recíproca que durante el resto del período en cuestión. No obstante, es interesante destacar que, si consideramos las operaciones en pesos a todos los plazos pactados, y no sólo los préstamos a un día hábil como venimos haciendo hasta ahora, la asortatividad de la red se mantiene en terreno negativo durante el período completo. Esto implica dos cosas: por un lado, refuerza la observación de que las entidades de mayor grado tienden a conectarse principalmente con las de menor grado relativo, y, en segundo lugar, indica que las operaciones con dichas entidades menos conectadas son pactadas con frecuencia a plazos superiores a un día (mientras que las entidades más conectadas operan entre sí en mayor medida a ese plazo mínimo de un día hábil).

**Gráfico 12 | Coeficiente de asortatividad, según plazo de las operaciones contemplado**



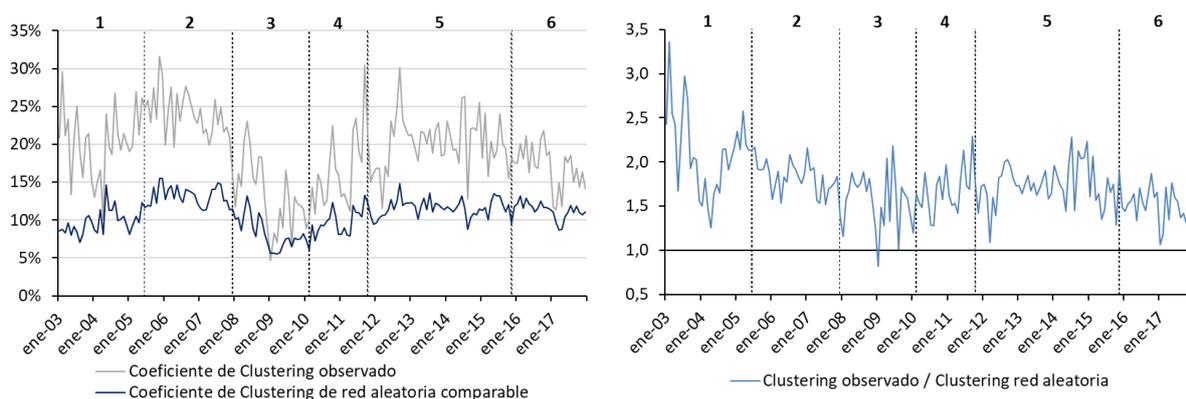
A lo largo de los últimos siete años del período analizado (2011-2017) el coeficiente de asortatividad fue en promedio menos negativo (i.e., menor en términos absolutos) que durante los primeros años de la muestra. Los años más recientes también fueron los momentos en los que la red mostró una mayor estabilidad en lo que respecta a prácticamente todas las métricas topológicas revisadas hasta aquí. Por este motivo, podría deducirse que, ante la estabilidad de otros parámetros, la red tendió a disminuir la intensidad de su “no-homofilia” entre las entidades, manteniéndose no obstante disasortativa siempre, tal como ocurre en todas las redes financieras analizadas en el mundo. En cambio, en los momentos más pujantes y de crecimiento en la actividad de la red, la “no-asortatividad” tendió a acentuarse.

Se torna significativo entonces identificar con precisión a las entidades de mayor grado en el sistema, ya que constituyen el núcleo sobre el cual el resto de las entidades más pequeñas y con

un volumen de negocios más volátil pueden apoyarse e interactuar en los momentos de crecimiento de la red. Es decir, ese núcleo de entidades más interconectadas conforma una suerte de “engranaje” que hace funcionar al mercado, donde las entidades menos vinculadas acuden ante mayores necesidades de administrar sus posiciones de liquidez, precisamente cuando las actividades de intermediación financiera ganan dinamismo en general.

Por otra parte, tal como era esperable *a priori*, las redes muestran un nivel de *clustering* sistemáticamente superior al que se vería en una red aleatoria comparable, durante todo el período bajo estudio (Gráfico 13). Sólo se produjo una excepción puntual, en enero de 2009, en el contexto de la crisis financiera global. Es usual que en las redes financieras se establezcan *clusters* relativamente estables y no en forma aleatoria, debido a la formación de vínculos duraderos entre los agentes de crédito, que permiten minimizar los riesgos derivados de los problemas de selección adversa y riesgo moral, característicos del mercado crediticio.

**Gráfico 13 | Coeficiente de *Clustering***



Nota: Se compara el coeficiente de *clustering* observado en las redes empíricas con el coeficiente que surgiría en una red aleatoria con igual número de participantes ( $N$ ) y grado promedio  $\langle k \rangle$ . El *clustering* promedio de una red aleatoria se calcula mediante la fórmula:  $\langle k \rangle / N$ .

No obstante, si bien las redes financieras tienden a mostrar coeficientes de *clustering* superiores a los de las redes aleatorias por los motivos expuestos, al mismo tiempo la diversificación del riesgo inherente a la actividad financiera de los bancos pone una cota superior al crecimiento de este indicador. Es en función de este *trade-off* que la formación de *clusters* en las redes interbancarias tiende a ser superior a la de una red aleatoria, pero no alcanza tampoco valores comparativamente elevados en relación con otros tipos de redes reales (por ejemplo, las redes biológicas y las lingüísticas tienden a presentar coeficientes muy superiores). Estos niveles de *clustering* son asimilables a los que aparecen en redes libres de escala.

El caso argentino sigue en términos generales estos lineamientos, alcanzando un *clustering* promedio de  $19\% \pm 5,1\%$ . La evolución de este indicador presenta algunos rasgos dignos de

destacar. Durante la crisis global, la *clusterización* de la red tendió a disminuir hacia valores semejantes con los de una red aleatoria, a la par que se redujeron significativamente tanto el número de vínculos como de nodos activos. Es decir, en un contexto de estrés financiero sistémico y disminución del tamaño y conectividad de la red, la misma tendió a “aleatorizarse” más. Esto podría constituir cierto mecanismo de defensa de la red, que le imprimiría más resiliencia, ya que evitaría el contagio que suele producirse entre entidades financieras muy interconectadas en forma estable y profunda entre sí.

Luego de los años de crisis global y de la estabilización de la red, la misma mantuvo coeficientes de *clustering* relativamente más invariables y elevados, en torno al 20%, alejados de los valores de una red aleatoria comparable, hasta que a finales de 2017 pareciera mostrar un nuevo e incipiente descenso paulatino.

**Tabla 5 | Métricas topológicas de la red, en promedio por período**

Etapa	Fechas	Distancia mínima media	Diámetro	Densidad	Reciprocidad	Asortatividad	Clustering
1	Ene-03 - Dic-03	1,9	5,1	4,5%	6,6%	-17,1%	20,5%
1'	Ene-04 - Jun-05	2,4	6,4	5,3%	6,9%	-23,0%	20,2%
2	Jul-05 - Dic-07	2,9	8,3	6,7%	8,1%	-25,3%	23,9%
3	Ene-09 - Feb-10	2,7	7,6	3,5%	5,4%	-18,7%	10,3%
4	Mar-10 - Oct-11	2,9	8,3	5,0%	9,1%	-6,7%	16,9%
5	Nov-11 - Nov-15	2,8	8,1	5,9%	8,3%	-11,1%	20,2%
6	Dic-15 - Dic-17	3,2	9,1	5,7%	8,2%	-15,1%	17,0%

En resumidas cuentas, partiendo en el año 2003 desde niveles reducidos en términos de nodos activos, vínculos, diámetro, distancia media mínima, densidad y reciprocidad, la red fue creciendo a la par en todas esas métricas hasta el año 2007. Durante esa expansión acentuó su disasortatividad y su nivel de *clustering*. Con el posterior advenimiento de la crisis global experimentó una significativa reducción en todos esos valores, y se aleatorizó más el comportamiento de las entidades en lo que respecta a su reciprocidad y *clustering*. Entre 2010 y 2011 la red mostró una visible y rápida recuperación en casi todas sus medidas topológicas, con la peculiaridad de que alcanzó picos en la reciprocidad promedio junto con esporádicos momentos de asortatividad positiva entre las entidades. Este fenómeno distingue a esta etapa de recuperación respecto del crecimiento observado en los primeros años. En el año 2011 todos los indicadores alcanzaron valores que luego se mantendrían bastante estables en promedio hasta 2015, mientras que en el bienio 2016-17 tampoco se observaron cambios significativos en los mismos, con la excepción de una incipiente reducción del coeficiente de *clustering* relativo y de la

densidad de la red, sin ser movimientos lo suficientemente marcados como para extraer conclusiones definitivas.

### 5.3. Centralidad y concentración

La principal medida básica de centralidad que suele estimarse en la literatura es el grado promedio de los nodos activos. A lo largo de todo el período, las entidades financieras presentaron un grado medio total de  $7,1 \pm 1,8$ , con un comportamiento bastante proporcional al de la cantidad de vínculos activos en la red (Tabla 6). Este indicador mostró una clara heterogeneidad entre los distintos tipos de entidades. Las privadas de capital extranjero se consolidaron como las de mayor grado total en la red desde el año 2003 hasta la crisis financiera global, momento en el que las entidades privadas de capital nacional pasaron a tomar el rol más central hasta 2017. En el otro extremo, las EFNB fueron la categoría de menor grado medio total durante todo el período bajo análisis.

**Tabla 6 | Grado medio total, de entrada y de salida en los distintos subperiodos**

Etapa	Fechas	Grado promedio total					Entrada				Salida			
		Total	Púb.	Pr. Nac.	Pr. Ext.	EFNB	Púb.	Pr. Nac.	Pr. Ext.	EFNB	Púb.	Pr. Nac.	Pr. Ext.	EFNB
1	Ene-03 - Dic-03	4,7	2,6	5,0	6,0	2,2	0,6	2,2	3,8	0,3	1,9	2,8	2,3	1,9
1'	Ene-04 - Jun-05	6,2	5,0	6,0	8,7	2,2	0,2	2,6	5,7	0,7	4,8	3,5	3,0	1,5
2	Jul-05 - Dic-07	9,5	10,0	9,8	12,8	3,7	1,7	4,7	8,3	1,4	8,3	5,1	4,4	2,3
3	Ene-09 - Feb-10	4,2	3,7	4,5	5,0	2,8	1,1	2,4	3,0	0,7	2,6	2,0	2,0	2,1
4	Mar-10 - Oct-11	6,6	5,6	7,8	6,8	4,3	2,0	4,1	4,1	1,2	3,6	3,7	2,8	3,1
5	Nov-11 - Nov-15	7,6	6,0	9,3	8,0	4,7	1,8	4,4	5,4	1,9	4,2	4,9	2,6	2,8
6	Dic-15 - Dic-17	7,5	6,1	8,5	8,0	5,1	1,7	3,7	5,4	2,8	4,4	4,7	2,6	2,3

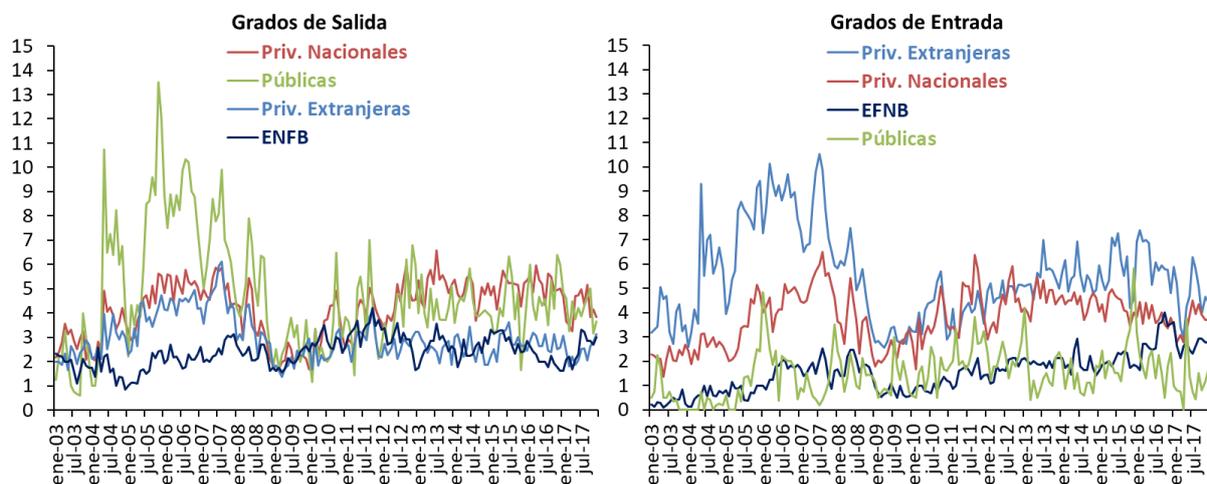
Es interesante examinar los distintos roles que adoptó cada tipo de entidad en la red. Las entidades públicas se caracterizaron por poseer en todo momento un grado medio de salida claramente superior al de entrada, constituyéndose como agentes proveedores de liquidez en el mercado. Ostentaron los grados de salida más elevados de toda la red entre los años 2004 y 2008 (Gráfico 14), durante la etapa de mayor actividad del mercado de *call*. El otro grupo que compartió de manera central este papel de proveer liquidez a la red fueron las entidades privadas de capital nacional, de modo más notorio entre 2012 y 2017.

En la vereda de enfrente, por el lado de los prestatarios, las entidades privadas de capital extranjero fueron las tomadoras de liquidez por excelencia, mostrando el grado medio de entrada más alto del mercado a lo largo de casi todo el período en cuestión. Por su parte, las EFNB fueron los nodos menos conectados (menos centrales, en estos términos), interpretando un papel

más bien periférico en la dinámica de la red. Exhibieron una tendencia a poseer mayores grados de salida que de entrada (i.e., siendo más bien prestamistas que prestatarios), con la excepción de la última etapa, en la que fueron también activos tomadores de liquidez. Es significativo de todas formas reparar en la tendencia creciente de su grado medio de entrada, gracias a lo cual fueron ganando centralidad en la red con el paso de los años.

A partir del Gráfico 14 también se desprende que las entidades privadas de capital nacional jugaron un rol muy central tanto desde la perspectiva de la provisión de liquidez como desde la captación de crédito en el mercado. Es decir, alcanzaron un grado promedio comparativamente elevado tanto de entrada como de salida en relación con el resto de las entidades en todo el período estudiado.

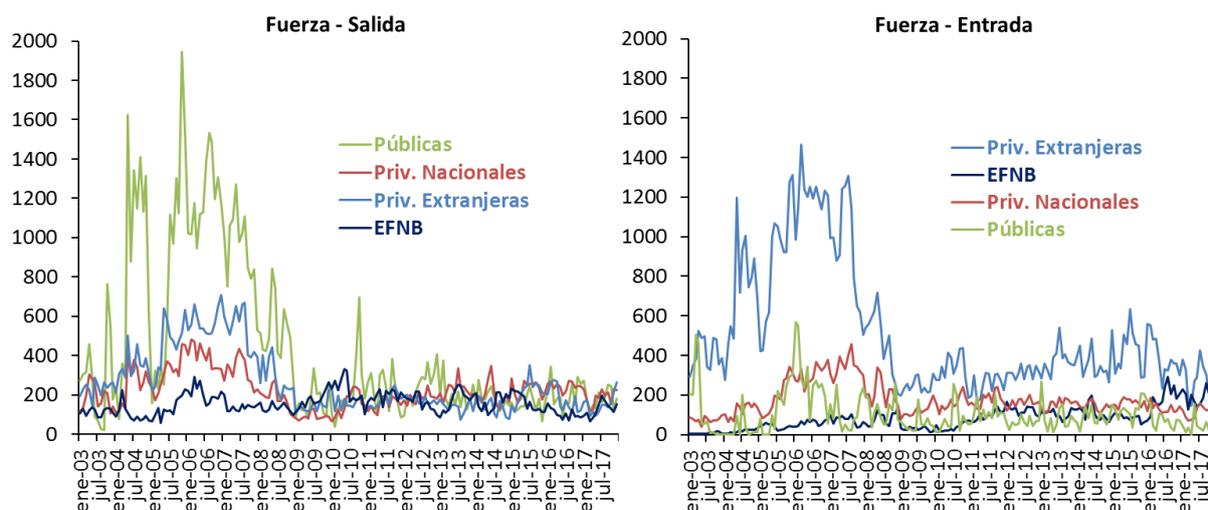
**Gráfico 14 | Grado medio por tipo de entidad**



El presente análisis estaría incompleto si no se tuviesen en consideración los grados promedio de las entidades ponderados por el monto involucrado en las operaciones (en pesos con poder adquisitivo constante). A este indicador se lo llama *fuerza* de los nodos (Gráfico 15). En términos generales las conclusiones son semejantes a las extraídas a partir del estudio de los grados promedio, pero se desprenden algunas particularidades clave para destacar.

Los momentos de mayor dinamismo de la red, entre los años 2005 y 2007, estuvieron protagonizados de manera fundamental por las entidades públicas, en el rol de prestamistas, y por las privadas de capital extranjero, como prestatarias principales. Las entidades privadas de capital nacional también mantuvieron una actividad significativa desde ambos roles, pero en un orden de magnitud algo más secundario, mientras que las EFNB presentaron tangiblemente una mayor fuerza de salida que de entrada.

**Gráfico 15 | Fuerza media mensual por tipo de entidad**  
(en millones de pesos constantes de 2017)



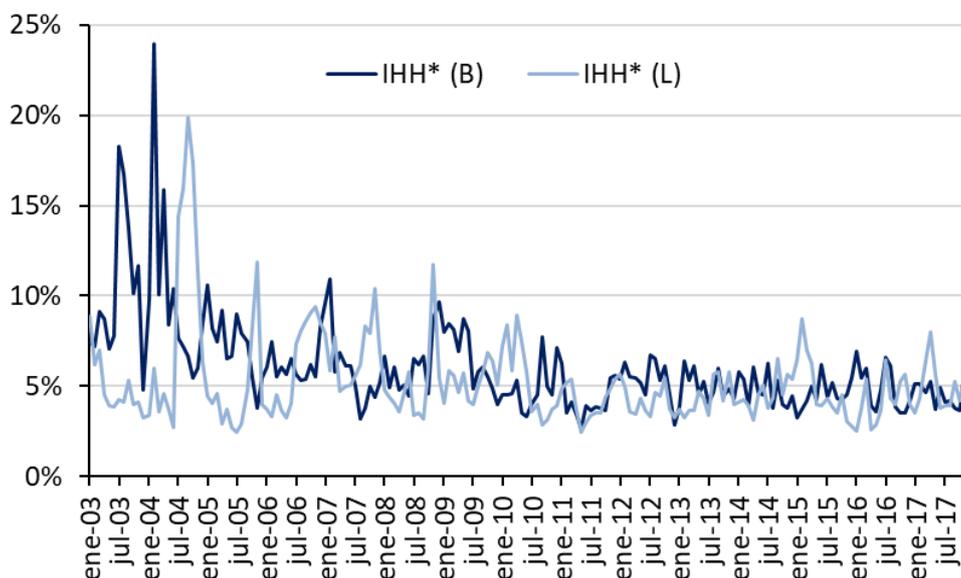
Con la crisis global, la fuerza promedio del sistema se derrumbó, desde niveles en torno a los  $917 \pm 140$  millones de pesos hasta los  $260 \pm 43$  millones en el año 2009, siendo el deterioro más notorio el experimentado por las entidades públicas. A partir de ese año, no se consolidó de modo claro ningún grupo central desde el punto de vista de la fuerza media de salida de los nodos. Es decir, desde 2009, a pesar de que la red se recuperó hacia valores medios de  $370 \pm 60$  millones en 2010 y se mantuvo en ese nivel hasta 2017, no existió una clara centralidad por parte de ningún tipo de entidades desde la perspectiva de provisión de la liquidez al sistema, sino que más bien ese rol se repartió en forma alternada y equitativa entre los distintos grupos.

Merece una mención especial la fuerza media de salida de las EFNB durante la recuperación de la crisis, que impulsaron en el 2009 y 2010 la liquidez en el mercado en forma determinante. Este comportamiento más central que adquirieron las EFNB en esos años explica en parte el aumento en la asortatividad (u “homofilia”) de la red durante la cuarta etapa del período estudiado (Gráfico 12). En la recuperación post-crisis de 2010 y 2011 los grafos mensuales mostraron un formato menos marcado en términos de su estructura “centro-periferia”, vigente en el resto de los años. Pero esto no ocurrió porque las entidades más centrales se cerraron entre ellas y las EFNB abandonaron el mercado, sino más bien lo contrario: las segundas rompieron la lógica de su usual papel más periférico y se interconectaron de modo más estrecho con los flujos de liquidez centrales de la red.

Desde la perspectiva de la fuerza media de entrada, los nodos indiscutiblemente más centrales fueron las entidades de capital extranjero. Este grupo se erigió como el principal tomador de fondos durante casi todos los meses. También experimentó un derrumbe con la crisis, pero sin embargo, desde el enfoque de este indicador, se recuperaron relativamente rápido y sostuvieron

su papel hegemónico durante el resto de los años posteriores. Las entidades privadas de capital nacional, por su parte, pierden algo de centralidad en relación a las conclusiones que se derivaban de observar solamente el grado promedio, pero de todos modos se constituyeron como el segundo principal tomador en buena parte del período. Es remarcable también el cambio de comportamiento de las EFNB durante los años 2016 y 2017, cuando su centralidad medida desde su fuerza media de entrada creció en forma exponencial, llevándolas a competir con las privadas extranjeras por la absorción de la liquidez del mercado. A este fenómeno se le podría asociar una cierta influencia sobre la acentuación de la no-asortatividad de la red durante ese bienio, momento en el que también registró una disminución de su *clustering* promedio.

**Gráfico 16 | Índices de Herfindahl-Hirschman, normalizados por la cantidad de entidades participantes en el mercado**



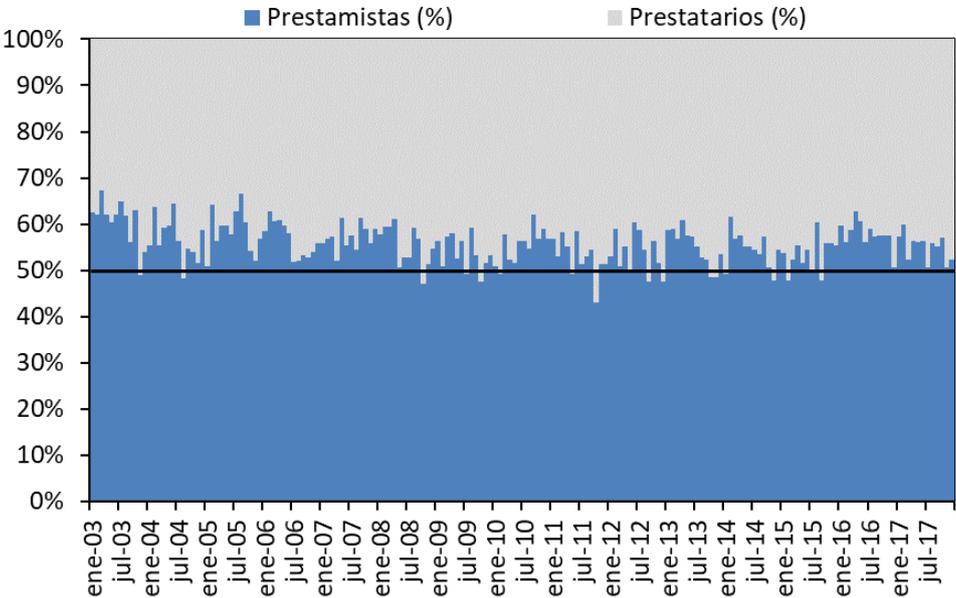
En lo que respecta a la concentración de los flujos de liquidez en la red, se presenta en el Gráfico 16 la evolución de los Índices de Herfindahl-Hirschman (IHH), tanto para las entidades prestamistas de fondos como para las prestatarias (normalizados siempre en función de la cantidad de participantes en la red en cada momento del tiempo)<sup>30</sup>. Tal como era posible sospechar a partir del análisis de la fuerza media de los nodos, se observa que la red estuvo significativamente más concentrada entre 2003 y 2009 que en los años subsiguientes, con más notoriedad en el caso de las entidades captadoras de liquidez -IHH\*(B)- que en el de las prestamistas -IHH\*(L)-. Desde valores en torno a un promedio de 10% en 2003-2004, los IHH se fueron reduciendo (es decir, el mercado fue acotando sus niveles de concentración) con el paso del

<sup>30</sup> Un valor cercano a 100% indica perfecta concentración, y un valor de 0 representa perfecta equidad, en la participación de las entidades dentro de la entrega (o absorción) de la liquidez total en la red.

tiempo, alcanzando luego de la crisis global una meseta que se mantuvo estable hasta 2017, con cifras cercanas al 4,6% para los prestamistas y al 4,8% en promedio para los prestatarios.

No obstante, ninguno de los dos índices mostró una alarmante concentración en términos absolutos dentro de los flujos de liquidez totales operados. No se trató de una red significativamente concentrada en pocas manos, ni desde el lado de la provisión de fondos ni desde el de la absorción de los mismos, aunque sin embargo sus IHH siempre se mantuvieron en niveles por encima de los que denotarían perfecta competencia.

**Gráfico 17 | Distribución de las entidades según sus posiciones de liquidez netas en el mercado (como % del total de nodos activos en cada red mensual)**

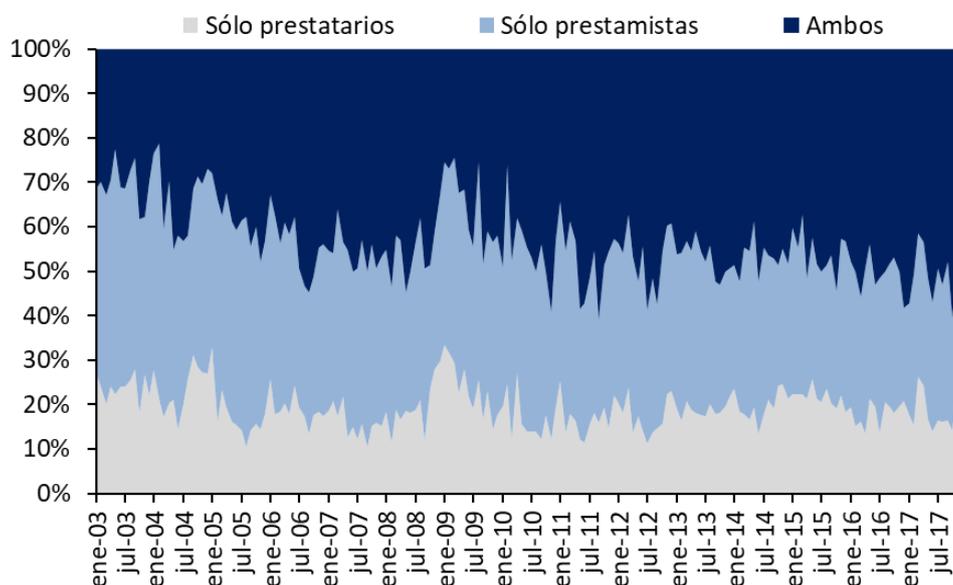


Otra forma de abordar la cuestión de la concentración de la red es en base al análisis de las “posiciones netas de liquidez” de las entidades en el mercado. Se le llama así al resultado de netear los flujos brutos operados por cada entidad, lo cual permite dilucidar cuántas fueron prestamistas en términos netos (i.e., volcaron liquidez al sistema) y cuántas prestatarias netas en la red (absorbieron fondos), contemplando la operatoria completa de cada mes (Gráfico 17). En el 91% de los meses hubo mayor cantidad de nodos prestamistas que de prestatarios, lo cual refleja el menor nivel de concentración en los primeros que en los segundos. De todos modos, en ningún caso el porcentaje de prestamistas netos superó el 67,5% del total de entidades, lo cual implica que la red se mantuvo siempre distribuida en forma relativamente equitativa entre oferentes y demandantes de liquidez.

La reducción de la concentración en la red se desarrolló acompañada de un porcentaje cada vez más alto de entidades que comenzaron a actuar como “intermediarios” de liquidez, en el

sentido de que efectuaban en un mismo mes no sólo operaciones de colocación sino también de toma de créditos a corto plazo en el mercado de *call* (Gráfico 18). En los años 2003-4, sólo un 32% de los nodos activos operaba “de los dos lados del mostrador” durante un mismo mes. Esa cifra fue creciendo hasta alcanzar un promedio de 51,8% en el 2017. En otras palabras, hacia el final de la serie, más de la mitad de las entidades que operaban en el mercado interbancario de corto plazo oficiaba en ocasiones tanto de oferente como de demandante de fondos en el sistema. Este comportamiento es un indicio del valor que encarna este mercado para facilitar el manejo de las posiciones de liquidez de las entidades financieras en Argentina.

**Gráfico 18 | Clasificación de los nodos activos según su rol en la red**

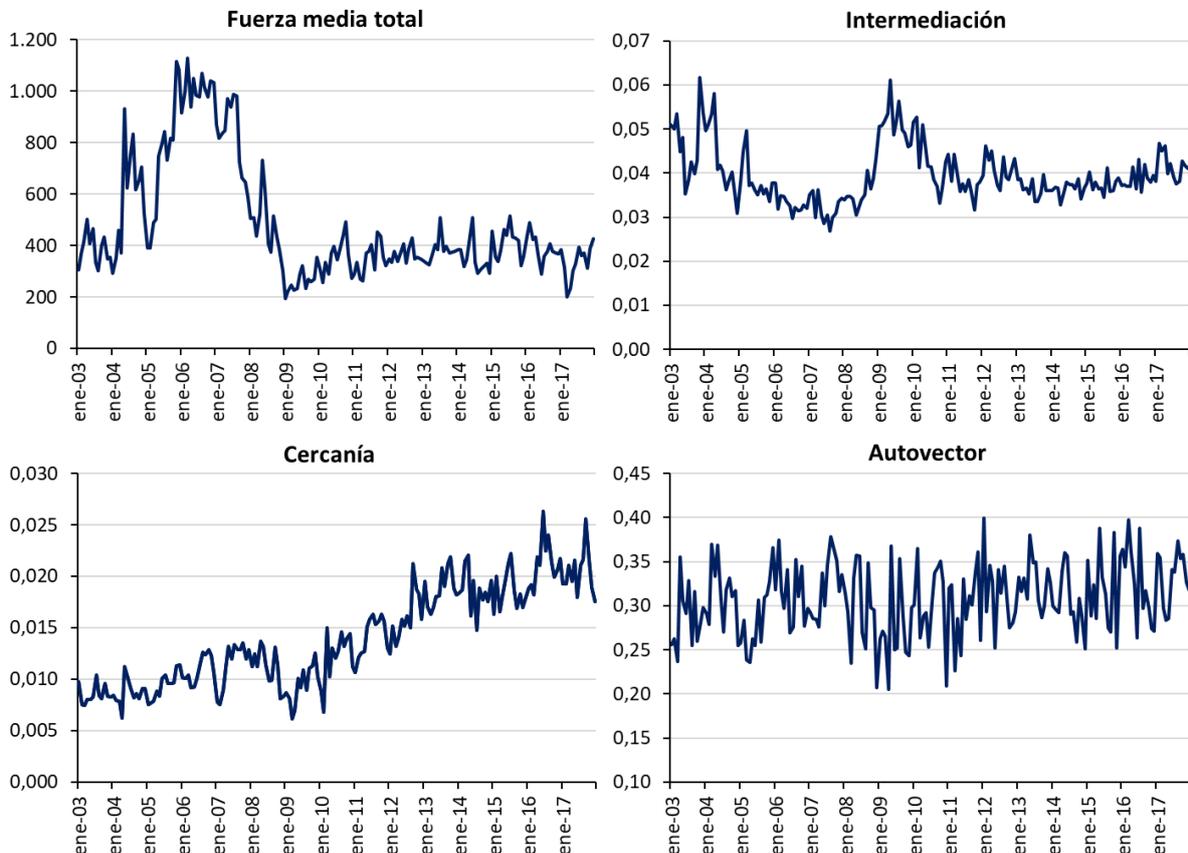


Complementariamente, en pos de analizar la centralidad promedio de la red como un todo, presentamos a continuación las tres métricas restantes que mencionamos en la Sección 4.2.3, basadas en los conceptos de cercanía, intermediación, y autovector principal de la matriz de adyacencias. En todos los casos, se computaron en base a los grafos no dirigidos, con el fin de evaluar en términos absolutos la centralidad de la red, contemplada ésta como un conjunto de relaciones estables entre entidades (Gráfico 19).

Las distintas métricas aportan puntos de vista algo divergentes entre sí. Quizás el rasgo más destacable que comparten entre ellas es que todas parecen mostrar una suerte de “quiebre” en su evolución tras la crisis global de 2008. Para tomar dimensión del cambio que experimentó la estructura de la red en ese año, es ilustrativo visualizar la evolución de la fuerza media total de los nodos (que ya fue estudiada en forma desagregada por tipo de entidad unas líneas más arriba). Este indicador registró un fuerte auge en los años 2005-2007, y después un derrumbe

con la crisis en 2008, del cual sólo se recuperaría parcialmente hacia 2010, alcanzando en ese momento valores que luego mantendría bastante estables hasta el fin del período aquí estudiado.

**Gráfico 19 | Fuerza media total mensual de los nodos activos y distintas métricas de centralidad para las redes mensuales**



Nota: Todas las medidas se encuentran normalizadas según el tamaño de la red en cada momento del tiempo, excepto la fuerza media total, que está computada en pesos constantes del año 2017. Las tres medidas de centralidad están calculadas de manera tal que un aumento significa mayor centralidad promedio, y viceversa.

La métrica basada en la intermediación cuantifica la centralidad promedio de los nodos en función de cuántas distancias medias mínimas pasan por cada uno de ellos, respecto del total de distancias medias mínimas existentes. Cuando la red se expandió entre 2003 y 2007 esta métrica disminuyó en forma marcada, alcanzando su valor mínimo en el mes de mayor tamaño y dinamismo de la red (agosto de 2007). Luego, con el advenimiento de la crisis global, creció abruptamente, en consonancia con la retracción consecuente de la red. Este indicador muestra un comportamiento bastante opuesto al de la fuerza media total, ya que luego de ese pico vuelve a caer en 2010 y se estabiliza hacia adelante, con una muy leve tendencia ascendente. En resumen, ante el crecimiento de la red, la misma mostró cierta propensión a reducir los niveles de centralidad así medidos, lo que podría explicarse como resultado de un mayor dinamismo en las operaciones pactadas con más entidades intervinientes. Esta situación se revirtió con la crisis, cuando la red se retrajo y recobró los niveles de centralidad promedio de 2004, aunque cabe

aclarar que esto ocurrió con más entidades activas, lo cual le imprime más preponderancia al efecto observado. Tras la estabilización posterior, el indicador se mantuvo estable en términos generales, en línea con la mayoría de las otras métricas topológicas del grafo.

Sin embargo, también es preciso dejar en claro que el orden de magnitud de estas cifras es pequeño en comparación con el de otras redes. Es decir, la red interbancaria no muestra un nivel de centralidad promedio extraordinariamente elevado, pero es interesante señalar su evolución “en espejo” respecto del dinamismo y el tamaño de la red.

En cuanto a la centralidad medida según cercanía, también observamos un quiebre en su evolución antes y después de la crisis. Entre 2003 y 2008 se mantuvo en valores muy acotados y estables, para luego manifestar una marcada tendencia creciente, al punto de casi triplicar sus valores iniciales para el año 2017. Este comportamiento es simultáneo con la estabilidad observada en los otros parámetros de la red, lo cual parece implicar que las entidades tienden a “acercarse” entre ellas en momentos de quietud en la estructura de la red, es decir, a formar más vínculos duraderos entre ellas, “acortando los puentes” que las unen entre sí.

La centralidad promedio estimada en función del autovector asociado al autovalor principal de la matriz de adyacencias registró un comportamiento mucho más errático que las otras métricas durante todo el período, con alguna semejanza a la evolución de la centralidad según cercanía (lo cual se puede ver más claramente al tomar una media móvil que suavice las fluctuaciones de los valores mensuales). Hacia los años finales de la muestra, se observa una incipiente alza en las cifras resultantes de centralidad, que podría explicarse por la mayor conectividad de las EFNB en esos años (véase, por ejemplo, el Gráfico 15).

En resumen, las tres métricas muestran diferentes aristas desde donde se puede abordar el concepto de centralidad promedio del grafo. Mientras que la estimada mediante la noción de intermediación disminuyó con el auge de la red y aumentó con la crisis, lo contrario ocurrió con la centralidad medida desde el enfoque de cercanía (y, en forma algo menos visible, desde el enfoque del autovector principal). Sin embargo, las tres métricas sí coinciden en mostrar una cierta tendencia al incremento en la centralidad promedio de la red en los años posteriores al 2010, lapso de relativa estabilidad para la mayoría de las otras medidas topológicas.

#### **5.4. Distribución de grados**

Como primera aproximación, el punto de partida usual en la literatura consiste en la examinación visual de las Funciones de Probabilidad Acumuladas Complementarias (FPAC) de la

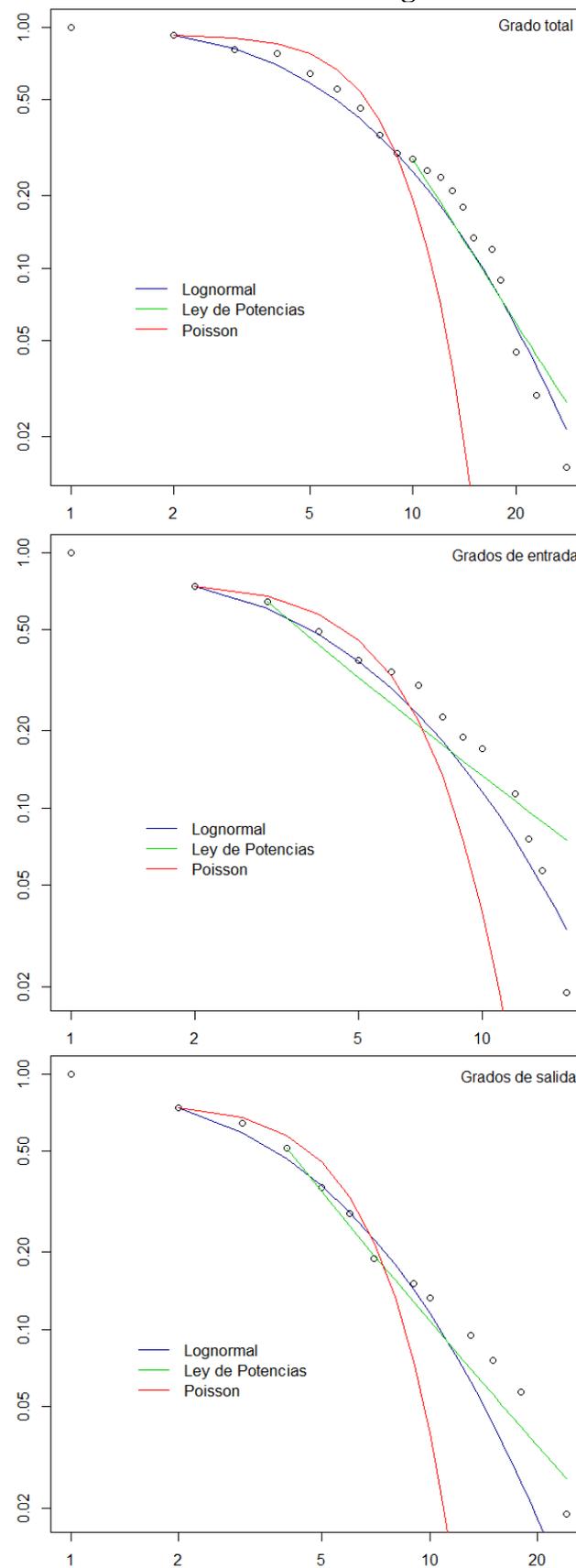
distribución de grados de los nodos. En el Gráfico 20 se muestran las FPAC de los grados totales, de entrada y de salida de los nodos activos en la red correspondiente al mes de diciembre de 2016. Se seleccionó este mes en particular a modo de ejemplo porque las características topológicas de su grafo subyacente son muy similares al promedio de las redes mensuales del período completo.

Se desprende de este primer abordaje visual que la distribución de los grados (tanto totales, como de salida y de entrada) entre las entidades presenta colas claramente “más pesadas” que las que se derivarían de redes con grados distribuidos según una distribución de Poisson, la cual describe típicamente el comportamiento de redes aleatorias. La distribución lognormal parece ser la de mejor ajuste a la mayor parte de las observaciones. No obstante, en el caso de los grados de entrada y de salida la evidencia aporta cierto sustento también a la hipótesis de que las colas de la distribución siguen una Ley de Potencias. De todas formas, éstas dos últimas son ambas distribuciones usualmente denominadas de “colas pesadas”, lo cual implica que el surgimiento de eventos extremos, muy alejados de la media, es más probable que en el contexto de distribuciones normales o exponenciales (o Poisson en el caso discreto). Para la temática puntual a la que refiere este trabajo, este resultado preliminar indica que existe un elevado número de entidades con una reducida cantidad de grados, en convivencia con unos pocos nodos muy interconectados, claves para el funcionamiento fluido de la red.

Por supuesto, es necesario aplicar metodologías más robustas para determinar con mayor precisión a qué distribución ajustan los grados de las redes, y evaluar si existieron cambios en su estructura a lo largo del período bajo análisis. Para ello, aplicamos la metodología de Clauset *et al.* (2009) para determinar si la distribución lognormal muestra un nivel de ajuste estadísticamente significativo a las redes empíricas mensuales.

Tras estimar cada uno de los p-valores para las 180 redes mensuales, observamos que en el 90% de los casos no se rechaza la hipótesis nula de ajuste a una distribución lognormal por parte de la distribución de grados totales de la red, considerando una probabilidad de error de tipo I de 10%. Reduciendo el umbral al 5%, no se rechaza la hipótesis de lognormalidad en el 95% de los meses. Dichos porcentajes de no rechazo son del 88,3% y 92,8%, respectivamente, para el caso de los grados de entrada, y 91,1% y 95,6% para el caso de los grados de salida (Tabla 7). Ergo, en casi la totalidad de los meses se retiene la hipótesis de que la distribución de grados de los nodos es lognormal, con mayor frecuencia relativa para los grados de salida, que para los totales y los de entrada, en ese orden.

**Gráfico 20 | Funciones de Probabilidad Acumuladas Complementarias derivadas de la distribución de grados de la red**



Nota: Se muestran las distribuciones correspondientes al mes de diciembre de 2016, por ser éste un mes representativo de la media de las redes mensuales (67 nodos, 258 vínculos). Los ejes están en escala logarítmica.

**Tabla 7 | Porcentaje de redes mensuales cuya distribución de grados no rechaza la hipótesis de ajuste lognormal**

Etapa	Fechas	Grado total			Grado de entrada			Grado de salida		
		p-valor > 0,1	p-valor > 0,05	Xmin promedio	p-valor > 0,1	p-valor > 0,05	Xmin promedio	p-valor > 0,1	p-valor > 0,05	Xmin promedio
1	Ene-03 - Jun-05	90,0%	93,3%	2,9	93,3%	93,3%	2,7	93,3%	100,0%	2,0
2	Jul-05 - Dic-07	90,0%	93,3%	6,3	96,7%	96,7%	2,7	93,3%	93,3%	4,3
3	Ene-08 - Feb-10	92,3%	92,3%	3,1	88,5%	88,5%	2,7	88,5%	88,5%	1,5
4	Mar-10 - Oct-11	90,0%	100,0%	3,6	80,0%	90,0%	3,9	85,0%	90,0%	2,9
5	Nov-11 - Nov-15	89,8%	98,0%	4,5	85,7%	91,8%	4,0	89,8%	95,9%	2,9
6	Dic-15 - Dic-17	88,0%	92,0%	5,0	84,0%	88,0%	3,4	96,0%	100,0%	2,4
<b>Todo el período</b>		<b>90,0%</b>	<b>95,0%</b>	<b>4,4</b>	<b>88,3%</b>	<b>92,8%</b>	<b>3,2</b>	<b>91,1%</b>	<b>95,6%</b>	<b>2,7</b>

Nota: En esta tabla en particular se incluyen excepcionalmente también los meses del año 2008 (no incorporados en otras tablas, ya que se trata de un año de transición entre dos estructuras de red distintas, por lo que su inclusión en el promedio de la etapa 3 atenuaría los efectos de la crisis en su completitud). Aquí sí se muestran los resultados de ese año en pos de evaluar si la red cambió su distribución de grados de algún modo particular durante cualquier mes del período completo.

Los valores mínimos dentro del dominio de los grados de la red ( $x_{min}$ ) para efectuar el ajuste óptimo según la metodología de Clauset *et al.* (2009) resultan bajos, lo cual significa que es relativamente reducido el número de observaciones que se desecha para llevar a cabo las estimaciones (en relación al espectro de valores dentro de los que se mueve la variable). Concretamente, el corte mínimo en el caso de los grados totales es de 4,4 en promedio (contra máximos individuales que rondan los 36 grados mensuales), en los grados de entrada 3,2 (versus máximos de 27), y en los de salida de 2,7 (contra máximos de 23). Es indispensable volver a destacar que se trata de redes pequeñas en relación con otras observadas en diversos ámbitos (e.g., biológicas, físicas, sociales, lingüísticas, etc., donde los nodos y vínculos alcanzan cifras superiores a mil e incluso a millones), por lo que estos cómputos están sujetos, claramente, a los potenciales problemas derivados de contar con escasas observaciones.

La distribución lognormal tiene dos parámetros fundamentales: la media (define la escala de la distribución) y el desvío estándar (define su forma). Las estimaciones del primer parámetro siguen una evolución proporcional a la de los grados medios de la red, ya analizados previamente aquí, mostrando un promedio para la distribución lognormal de los grados totales de  $1,9 \pm 0,51$ , de  $1,7 \pm 0,51$  para los grados de entrada y  $1,3 \pm 0,71$  para los de salida. Así que ahora nos enfocaremos en los desvíos estándar que presentan estas distribuciones.

En todas las etapas del período temporal bajo análisis, se llega al interesante resultado de que los desvíos estándar encarnan valores realmente elevados en relación a los valores medios de la distribución (Tabla 8). Este comportamiento es precisamente el observado en distribuciones

de colas pesadas, donde los eventos disruptivos, es decir, muy alejados de la media tienden a ser más frecuentes que lo usual en otro tipo de distribuciones más clásicas. Esta observación se refleja en que los coeficientes de variación (CV)<sup>31</sup> computados muestran valores en promedio del 31% para los grados totales, del 42% para los de entrada y 54% para los de salida. Los CV se mantienen en todas las etapas en valores superiores al 26%, y en ocasiones la dispersión alcanza incluso a superar a la media, fenómeno que da cuenta a las claras de la elevada variabilidad en los grados de las entidades financieras en este mercado.

**Tabla 8 | Estimación de los parámetros de las distribuciones de grado de las redes mensuales, en base al ajuste lognormal**

Etapas	Fechas	Grado total			Grado de entrada			Grado de salida		
		Media	Desv. Est.	CV	Media	Desv. Est.	CV	Media	Desv. Est.	CV
1	Ene-03 - Jun-05	1,6	0,7	43%	1,4	0,8	57%	0,9	0,8	85%
2	Jul-05 - Dic-07	2,3	0,6	26%	1,9	0,8	41%	1,7	0,6	34%
3	Ene-08 - Feb-10	1,7	0,6	35%	1,4	0,6	46%	0,6	0,7	124%
4	Mar-10 - Oct-11	1,8	0,6	33%	1,7	0,6	37%	1,3	0,6	46%
5	Nov-11 - Nov-15	2,1	0,6	28%	1,8	0,7	37%	1,4	0,7	50%
6	Dic-15 - Dic-17	2,0	0,6	28%	1,8	0,6	35%	1,3	0,7	53%
<b>Todo el período</b>		<b>1,9</b>	<b>0,6</b>	<b>31%</b>	<b>1,7</b>	<b>0,7</b>	<b>42%</b>	<b>1,3</b>	<b>0,7</b>	<b>54%</b>

El CV se mantiene en valores estables entre el 2010 y el 2017, años en los que el tamaño de la red también se mantuvo relativamente estable. En las épocas donde la red era más pequeña (etapa 1 y 3), el CV creció sustancialmente, a causa de una mayor dispersión relativa en los grados de las entidades. En cambio, cuando la red era más grande (etapa 2), el CV mostró su valor mínimo, imprimiéndole así al grado medio un valor más representativo sobre la distribución completa.

En relación con otras distribuciones empíricas que ajustan a una lognormal<sup>32</sup>, estos parámetros se encuentran en línea con los encontrados en el contexto de las ciencias sociales, economía y lingüística. También son semejantes a los observados en muchos trabajos sobre medicina o geología, mientras que la dispersión aquí hallada es significativamente inferior a las detectadas en muchos estudios dentro del área de la ecología y la diversidad ambiental.

A los efectos de comparar la bondad del ajuste lognormal con el de otras distribuciones usualmente estudiadas en la literatura, compararemos la verosimilitud derivada de la hipótesis de

<sup>31</sup> El cociente entre el desvío estándar y la media de las distribuciones.

<sup>32</sup> Véase Limpert, Stahel y Abbt (2001) para un relevamiento de estudios que hallaron distribuciones lognormales empíricas en diversas áreas de la ciencia.

lognormalidad versus la verosimilitud de ajustar las observaciones a una Poisson o a una Ley de Potencias (Tabla 9).

**Tabla 9 | Porcentaje de redes mensuales en las que la verosimilitud del ajuste lognormal supera la verosimilitud derivada de otras distribuciones**

	<b>Verosimilitud Lognormal &gt; Ley de Potencias</b>	<b>Verosimilitud Lognormal &gt; Poisson</b>
<b>Grados totales</b>	98,3%	96,7%
<b>Grados de entrada</b>	99,4%	96,1%
<b>Grados de salida</b>	100,0%	97,2%

Utilizando el mismo  $x_{min}$  óptimo que surge del ajuste a una Ley de Potencias para computar ambas verosimilitudes, se observa que en el 98,3% de los casos la verosimilitud del ajuste de la distribución de grados totales a una lognormal es superior a la verosimilitud propia del ajuste a una Ley de Potencias, en 99,4% de los meses ocurre esto en los grados de entrada y en el 100% de las redes mensuales para los grados de salida. Procediendo en forma similar, se llega a la conclusión de que la distribución lognormal describe mejor a los datos que una distribución de Poisson en el 96,7% de los meses en el caso de los grados totales, en el 96,1% en los de entrada y en el 97,2% en los de salida<sup>33</sup>.

En resumen, la distribución lognormal, con los parámetros plasmados en la Tabla 8, es la que mejor se ajusta en general al comportamiento de los datos empíricos de la red interbancaria de préstamos de corto plazo, con pocas excepciones. Tras estudiar minuciosamente esas excepciones (que representan sólo alrededor del 10% de los casos totales), no se encuentran regularidades marcadas que expliquen en forma sistemática ese rechazo a la hipótesis de lognormalidad. En la mayoría de las ocasiones se trata de puro sesgo estadístico por muestra pequeña, que complejiza el cómputo de este tipo de estimaciones.

No hay una etapa temporal puntual en la que se acentúe significativamente el rechazo de la distribución lognormal (sólo se perciben niveles apenas menores de aceptación en el caso de los grados totales durante la última etapa de 2016-17 [Tabla 7], pero no constituye un fenómeno difundido). En todos los años de la muestra excepto en el 2010 se produce al menos en un mes

<sup>33</sup> Cabe señalar que las distribuciones empíricas de los grados de salida en los meses de mayo 2009 y octubre 2015 no se ajustaron a ninguna de las tres distribuciones teóricas propuestas. Por cuestiones de espacio, el análisis específico de estos meses y de otros eventos particulares queda fuera del alcance del presente documento.

un rechazo a la hipótesis de distribución lognormal, y tampoco existe un patrón estable en el mes en especial en que esto ocurre. En cuanto a las características topológicas de las redes que encarnan estas excepciones, no presentan un tamaño particularmente anómalo, ni en lo que se refiere a cantidad de entidades ni de vínculos, y tampoco en cuanto al diámetro de la red. Sólo se observa, en promedio, un nivel levemente superior de reciprocidad y de *clustering*, y menor disasortatividad en estos casos peculiares. Pero no se trata de evidencia contundente: las primeras dos métricas muestran un promedio durante estos meses puntuales de 8,3% y 19,5% respectivamente, versus 7,9% de reciprocidad y 19% de *clustering* en promedio para todo el período. En el caso de la asortatividad, de los 18 casos en los que se rechaza el ajuste lognormal, 4 muestran un coeficiente positivo, lo cual es de destacar ya que en sólo 10 meses la red mensual ha mostrado asortatividad positiva. Esto puede constituir un indicio para explicar el peor desempeño puntual de la distribución lognormal en el ajuste a estas distribuciones de grado. Una mayor homofilia entre las entidades pareciera estar bastante correlacionada con un menor nivel de aceptación a la hipótesis de lognormalidad.

Tampoco se derivan regularidades estables en los pocos meses específicos en los que la verosimilitud de los otros dos ajustes supera al de la lognormal. En general, esto se debe a que en realidad las tres distribuciones generan resultados más bien difusos y poco satisfactorios en materia de bondad ajuste en esos meses, pero fundamentalmente está causado por el sesgo estadístico proveniente de trabajar con redes particularmente pequeñas como estas, en los que a veces es preciso partir de  $x_{min}$  muy elevados, que actúan en detrimento de la calidad del ajuste estadístico. Cuando se observan gráficamente cada una de las FPAC vigentes en esos meses particulares, siempre mantiene en todos los casos un formato similar al ejemplo aquí detallado, no existiendo en ningún momento una variación significativa en su estructura topológica.

En conclusión, la evidencia favorece claramente a la distribución lognormal como la mejor hipótesis para explicar el histograma de grados de la red, tanto totales, como de entrada y de salida. El corolario más relevante consiste en que se trata de una distribución de colas pesadas, donde los eventos disruptivos son menos esporádicos que en contextos donde rigen distribuciones más concentradas en torno a la media.

Al comparar este resultado con otros estudios empíricos sobre redes interbancarias, donde es muy usual que se reporten leyes de potencias, cabe efectuar una nota de precaución. En primer lugar, las metodologías aplicadas para su detección son poco homogéneas en la literatura, y una parte no menor de los trabajos realizados hasta ahora se basaron principalmente en la inspección visual de los datos, con la arbitrariedad que ello implica. Asimismo, es interesante destacar la

observación de Newman (p. 345), quien, tras señalar que el gráfico en escala logarítmica de una variable lognormal muestra una caída cuadrática en la cola, afirmó que “(...) cualquier curva cuadrática parece una recta si vemos una porción suficientemente pequeña de la misma, por lo que la distribución se verá muy similar a una Ley de Potencias si observamos sólo una pequeña parte de la misma en escala logarítmica.” (traducción propia). Esta argumentación de Newman apuntaba a ilustrar lo engañoso que puede resultar un análisis insuficientemente robusto acerca de la distribución empírica de grados de una red, en especial en lo referido a la determinación del  $x_{min}$  necesario para la estimación. Por este motivo, es posible que, en muchos casos concretos en el mundo, los resultados tendientes a detectar Leyes de Potencias puedan en realidad deberse al establecimiento de recortes arbitrarios en las muestras, y en los que su distribución subyacente completa en realidad tal vez se asemeje más a una lognormal. Es por ello que las conclusiones aquí presentadas no son enteramente incompatibles con la evidencia registrada en otras redes interbancarias. De todos modos, a los efectos del diseño de regulación bancaria macro prudencial, lo más relevante, reiteramos, consiste en haber detectado que la distribución de grados presenta colas pesadas.

## 6. Efectos de la centralidad de los nodos sobre las tasas de interés operadas

Con el objetivo de medir los potenciales efectos de la centralidad de un nodo sobre las tasas de interés que es capaz de pactar en el mercado, efectuamos una serie de regresiones aplicando MCO (con errores robustos a la heteroscedasticidad) y controlando por una serie de factores relevantes. La variable dependiente del análisis es el diferencial porcentual de la tasa de interés pactada en cada operación puntual respecto de la tasa de mercado promedio del mismo día. Es decir, se busca estimar el impacto de las distintas medidas de centralidad individuales sobre la siguiente variable:

$$(6.1) \quad r = \frac{call_{ijt} - call_t}{call_t}$$

Donde:

- $call_{ijt}$ : tasa de interés pactada entre la entidad  $i$  y la entidad  $j$  en el día  $t$ .
- $call_t$ : tasa de interés de mercado, computada como el promedio ponderado por monto de todas las operaciones del día  $t$ .

Mediante esta definición de la variable dependiente en términos porcentuales (y no en niveles, como hacen, por ejemplo, Bech y Atalay, 2008), evitamos los problemas derivados de la enorme volatilidad en el nivel de la tasa promedio de  $call$  durante el período bajo análisis (véase el

Gráfico 1), y nos enfocamos exclusivamente en el diferencial relativo de tasa que logran obtener las entidades en cada una de sus operaciones particulares.

Luego procedemos a estimar nueve regresiones con la siguiente forma genérica:

$$(6.2) \quad r = \alpha + \beta_1 1(\text{centralidad del prestamista} > \text{centralidad del prestatario}) + \beta_2 1(\text{activos del prestamista} > \text{activos del prestatario}) + \gamma_1 D_{\text{tipo de prestamista}} + \gamma_2 D_{\text{tipo de prestataria}} + \gamma_3 X + \varepsilon$$

Donde:

- $\beta_1$  es el coeficiente de mayor relevancia para nuestro análisis, ya que cuantifica el efecto porcentual sobre la tasa pactada en cada operación derivado de que el prestamista posea una mayor centralidad que su contraparte. Mientras tanto,  $\beta_2$  mide el impacto derivado de que la entidad prestamista sea más grande que el prestatario de la operación (en términos de sus activos, o de sus depósitos). Estos efectos se estiman gracias a la inclusión de variables binarias, que, para el caso de la variable que acompaña a  $\beta_1$ , toma el valor 1 cuando el prestamista presenta mayor centralidad que el prestatario, o, en el caso de  $\beta_2$ , posee más activos que aquél; y toman valor 0 cuando ocurre lo contrario.
- Los  $D_i$  son vectores de *dummies* incluidas con el fin de contemplar el tipo de entidad prestataria y prestamista. Es decir, si son públicas, privadas nacionales o extranjeras, o EFNB.  $\gamma_1$  y  $\gamma_2$  son vectores de coeficientes que acompañan a este conjunto de variables de control.
- El vector de variables  $X$  representa un conjunto de controles cuyo propósito es tener en consideración características propias de cada operación en particular. Por ejemplo, el monto involucrado (en términos reales), el plazo en días corridos (tener en cuenta que todas las operaciones son a un día hábil), etc.
- $\alpha$  es una constante, que, como tal, contiene asimismo los valores de base para el resto de las variables *dummy* incorporadas en la regresión.

En la Tabla 10 se muestran los resultados para nueve especificaciones distintas basadas en la forma genérica planteada en (6.2), incluyendo diferentes combinaciones de medidas de centralidad y controles específicos.

**Tabla 10 | Variable dependiente: diferencial porcentual entre la tasa de interés pactada en cada operación y la tasa *call* promedio del día (*r*)**

Variables	Coeficientes								
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<b>Medidas de centralidad</b>									
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Grado</i>	0,0132** (0,0007)						0,0167** (0,0011)	0,0171** (0,0011)	
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Cercanía</i>		0,0066** (0,0006)				0,0052** (0,0008)	0,0050** (0,0008)	0,0042** (0,0008)	0,0049** (0,0008)
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Intermediación</i>			0,0044** (0,0006)			-0,0007 (0,0008)	-0,0029** (0,0008)	-0,0003 (0,0008)	0,0001 (0,0008)
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Autovector</i>				0,0069** (0,0006)		0,0052** (0,0007)	-0,0053** (0,0010)	-0,0080** (0,0010)	-0,0011 (0,0008)
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Fuerza</i>					0,0111** (0,0007)				0,0107** (0,0008)
<b>Tamaño de la entidad financiera</b>									
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Activos</i>	0,0409** (0,0008)	0,0441** (0,0007)	0,0441** (0,0007)	0,0430** (0,0008)	0,0398** (0,0008)	0,0431** (0,0008)	0,0412** (0,0008)		0,0411** (0,0008)
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Depósitos</i>								0,0445** (0,0007)	
<i>Prestamista &gt; Prestatario, Liquidez</i>	-0,0024** (0,0006)	-0,0027** (0,0006)	-0,0031** (0,0006)	-0,0028** (0,0006)	-0,0028** (0,0006)	-0,0025** (0,0006)	-0,0023** (0,0006)	-0,0004 (0,0006)	-0,0033** (0,0006)
<b>Tipo de prestamista</b>									
<i>Entidad Pública</i>	-0,0135** (0,0008)	-0,0129** (0,0008)	-0,0127** (0,0008)	-0,0133** (0,0008)	-0,0138** (0,0008)	-0,0132** (0,0008)	-0,0134** (0,0008)	-0,0150** (0,0008)	-0,0127** (0,0008)
<i>Entidad Privada de capital Extranjero</i>	-0,0279** (0,0008)	-0,0267** (0,0008)	-0,0277** (0,0008)	-0,0273** (0,0008)	-0,0281** (0,0008)	-0,0267** (0,0008)	-0,0274** (0,0008)	-0,0269** (0,0008)	-0,0306** (0,0008)
<i>Entidad Financiera no Bancaria</i>	-0,0388** (0,0009)	-0,0382** (0,0009)	-0,0390** (0,0009)	-0,0389** (0,0009)	-0,0397** (0,0009)	-0,0381** (0,0009)	-0,0383** (0,0009)	-0,0302** (0,0009)	-0,0378** (0,0009)
<b>Tipo de prestatario</b>									
<i>Entidad Financiera no Bancaria</i>	0,1628** (0,0012)	0,1671** (0,0011)	0,1669** (0,0011)	0,1658** (0,0011)	0,1644** (0,0011)	0,1657** (0,0011)	0,1631** (0,0012)	0,1680** (0,0011)	0,1699** (0,0011)
<i>Entidad Pública</i>	0,0530** (0,0017)	0,0579** (0,0017)	0,0576** (0,0017)	0,0564** (0,0017)	0,0544** (0,0017)	0,0563** (0,0017)	0,0534** (0,0017)	0,0622** (0,0017)	0,0608** (0,0017)
<i>Entidad Privada de capital Nacional</i>	0,0496** (0,0007)	0,0518** (0,0007)	0,0508** (0,0007)	0,0503** (0,0007)	0,0477** (0,0007)	0,0512** (0,0007)	0,0504** (0,0007)	0,0518** (0,0007)	0,0528** (0,0008)
<b>Características del préstamo</b>									
<i>Nivel de tasa call de mercado</i>	-0,0017** (0,0000)	-0,0016** (0,0000)	-0,0016** (0,0000)	-0,0016** (0,0000)	-0,0017** (0,0000)	-0,0016** (0,0000)	-0,0017** (0,0000)	-0,0005** (0,0001)	-0,0005** (0,0001)
<i>Plazo</i>	0,000005 (0,0003)						0,000008 (0,0003)		
<i>Monto</i>	0,000005* (0,0000)						0,000005* (0,0000)	-0,000004 (0,0000)	-0,00001** (0,0000)
<i>Días hasta fin de mes</i>	-0,000002 (0,0000)						-0,000003 (0,0000)	-0,0001* (0,0000)	-0,0001* (0,0000)
<b>Dummies temporales</b>									
<i>Mensuales</i>	Sí								
<i>Anuales</i>	No	Sí	Sí						
<b>Constante</b>	-0,0314**	-0,0321**	-0,0300**	-0,0308**	-0,0299**	-0,0328**	-0,0320**	-0,0648**	-0,0525**
<b>R<sup>2</sup> ajustado</b>	0,1668	0,1661	0,1659	0,1661	0,1665	0,1663	0,1670	0,1908	0,1875

Nota: Cada columna representa el conjunto de coeficientes estimados para una determinada especificación de la regresión genérica planteada en (6.2). Entre paréntesis se muestra el desvío estándar de las estimaciones. Los valores llevan \* si son significativos estadísticamente al 10% de significatividad, \*\* si son significativos al 1%. Se muestra el R<sup>2</sup> ajustado por número de variables involucradas.

El primer resultado importante de destacar radica en que, si se incorporan por separado cualquiera de las cinco medidas de centralidad aquí contempladas (columnas 1-5 de la Tabla 10), en todos los casos el valor de su coeficiente asociado es positivo y significativo, presentando un p-valor inferior al 1%. Esto implica que, para un prestamista, poseer más centralidad en la red (definida en cualquiera de los modos aquí tratados) que su contraparte le permite negociar una tasa de interés superior a la que surge del promedio de las operaciones del día.

El efecto más pronunciado se deriva de ostentar una mayor centralidad de grado (columna 1 en la Tabla 10), en cuyo caso el prestamista logra pactar en promedio una tasa de interés 1,32% más elevada que la tasa *call* de mercado. Un efecto similar, aunque apenas inferior, se deriva de poseer una mayor centralidad medida en términos de la fuerza promedio: les permite a las entidades prestar a una tasa 1,11% superior a la media del mercado (columna 5). Algo más rezagadas se encuentran las otras tres métricas estudiadas (cercanía, intermediación y autovector principal), con un efecto de magnitud cercana a la mitad que en el de los otros dos casos, pero de todas formas positivo y significativo (columnas 2, 3 y 4), tanto estadística como económicamente.

Antes de analizar los resultados de diferentes combinaciones entre métricas de centralidad en la misma especificación, vale la pena primero revisar el resto de los coeficientes, que tienden a mantenerse bastante estables en todas las estimaciones planteadas.

En lo que respecta al tipo de entidad prestamista, las que otorgan fondos a tasas en promedio más elevadas son las privadas de capital nacional (variable base de la *dummy* correspondiente), mientras que las EFNB son las que prestan a las menores tasas de interés. En cuanto a los prestatarios, las que toman crédito más caro en promedio son las EFNB, seguidas de lejos por las entidades Públicas, mientras que las privadas de capital extranjero tienden endeudarse a las tasas más convenientes. Tanto el orden entre grupos de entidades como la magnitud de los coeficientes se mantienen estables en todas las especificaciones computadas. Es relevante controlar por el tipo de entidad involucrada en cada operación para captar los efectos sobre las tasas pactadas que se derivan de la modalidad o plan de negocios propio de cada subconjunto de entidades. Los coeficientes estimados para estas variables son significativos estadísticamente al 1% en todos los casos, y sus magnitudes son un reflejo de la diferencia en la operatoria cotidiana de cada tipo de entidad en el sistema financiero.

Al analizar los efectos sobre el diferencial de tasa de las características particulares de cada préstamo, observamos que ninguno de los controles incluidos impacta significativamente en

términos económicos. Cabe mencionar que la variable “plazo” fue incluida, a pesar de que todas las operaciones aquí estudiadas son a un día hábil, para captar alguna potencial diferencia entre préstamos a mayor o menor plazo en términos de días corridos. Corroboramos que no es el caso, y el plazo en días corridos no impacta sobre el diferencial de tasa, ni siquiera estadísticamente. El Monto sí presenta efectos positivos de alguna significación estadística, pero negligibles desde su impacto económico (inferior al 0,001% de la tasa de mercado). La cantidad de días que faltan hasta fin de mes (momento en el cual se produce el cierre del período de integración de encajes para los bancos), muestra en algunos casos un efecto inversamente proporcional significativo estadísticamente (i.e., cuanto más alejado se está de fin de mes, mayor tendencia existe a bajar tasa respecto de la media de mercado), pero también de insignificante valor económico. Algo semejante pasa con el nivel de tasa *call* de mercado, cuyo efecto negativo (es decir, a mayor nivel de tasa de mercado, menor tiende a ser el diferencial porcentual respecto a ella de las operaciones individuales) es estadísticamente significativo, pero inferior al 0,2%, lo cual lo vuelve relativamente poco importante en términos económicos.

Las otras variables de control relevantes se refieren al tamaño comparativo de las entidades involucradas en la operación. El hecho de que el prestamista posea un monto de activos mayor que su contraparte repercute en la posibilidad de cobrar una tasa de interés entre un 4% y 4,4% superior a la tasa media del mercado. Este coeficiente resulta estable y significativo, tanto en términos estadísticos como económicos, para todas las estimaciones realizadas. Si, en cambio, medimos el tamaño de las entidades desde el otro lado de su hoja de balance, es decir desde el volumen de sus depósitos, el coeficiente asociado resulta similar, lo cual constituye un indicio a favor de la robustez de la estimación de este parámetro puntual (regresión (8) en la Tabla 10). Estos resultados se encuentran en línea con lo que hallaron los trabajos similares de Anastasi *et al.* (2010), Akram y Christophersen (2010) para el mercado interbancario noruego, y Bräuning y Fecht (2012) para el alemán.

Es preciso señalar que la liquidez de las entidades también influye a la hora de definir la tasa pactada. Su efecto es estadísticamente significativo para todas las especificaciones en las que se incluye a los activos como proxy del tamaño de la entidad, y muestra un valor entre -0,2% y -0,3%. Es decir, si el prestamista posee mayor liquidez que el prestatario, la tasa pactada en la operación tenderá a ser más baja que la media en esas magnitudes. Pero si se incluye esta variable en conjunto con los depósitos, la colinealidad presente entre ambas produce que la liquidez se vuelva no significativa para explicar el diferencial de tasa (no se incluye un ejemplo en la Tabla 10, pero algo similar ocurre si se incorpora a los activos y a los depósitos

simultáneamente en la misma especificación: la elevada correlación entre ambos torna alternativamente menos significativo a uno de los dos, de acuerdo a la especificación particular que se estime, pero lo interesante es que sus coeficientes sumados siguen mostrando un valor cercano al 4%).

En las especificaciones 6, 7, 8 y 9 se plantean distintas combinaciones entre las métricas de centralidad incluidas, en pos de estudiar posibles efectos que cada una de las medidas capte por separado, una vez descontados los impactos derivados de las otras formas de centralidad. Una primera conclusión es que el coeficiente que acompaña a la centralidad definida según intermediación se vuelve inestable y pasa a ser no significativo una vez que se la incorpora en simultáneo con otras medidas de centralidad. Algo parecido ocurre en el caso de la centralidad computada en base al criterio del autovector. En cambio, en el caso de la cercanía se mantiene estable y significativo en torno a un 0,5%, sea cual sea la combinación de variables incluida.

Las métricas de centralidad más relevantes demostraron ser las cuantificadas en función del grado y/o la fuerza media de las entidades. En el primer caso, su valor incluso crece cuando se la incorpora en compañía de otras métricas, hasta una cifra cercana al 1,7%. Se trata de una magnitud tanto estadística como económicamente significativa. La centralidad medida de acuerdo a la fuerza media individual se mantiene en 1,1%, también estable y significativa aún ante cambios en la especificación seleccionada.

En conclusión, la centralidad de los nodos individuales demuestra ser relevante a la hora de negociar una mejor tasa en el mercado de *call*, aún una vez descontados los efectos derivados del tamaño de la entidad, la liquidez coyuntural que posea, el tipo de negocios que efectúe, y controlando por las características propias de la operación, como ser el plazo o el monto, entre otros factores. El tipo de centralidad de mayor impacto a estos efectos es la computada en función del grado medio y/o del grado medio ponderado por monto (o sea, la fuerza media de la entidad), y en segundo lugar la medida según cercanía. Esto indica que es beneficioso para una entidad poseer un mayor nivel de interconexiones en la red, y erigirse así como más central en la misma, ya que, a partir de lo analizado aquí, se desprende que estos elementos contribuyen al logro de una mejor tasa de interés que la que surge del promedio de las operaciones en el mercado de *call*. En un mercado no demasiado concentrado como éste (véase la sección 5.3), y que se caracterizó por presentar tasas de interés nominales relativamente elevadas, el logro de cerca de un 2% adicional de tasa en las operaciones individuales constituye una remuneración significativa en términos económicos, que posiciona mejor al resultado financiero de la entidad.

## 7. Conclusiones y reflexiones finales

En este trabajo presentamos el primer análisis topológico de redes del mercado interbancario argentino de préstamos a corto plazo no garantizados, conocido como mercado de *call*. Se trata de uno de los ámbitos más relevantes en donde las entidades financieras ejercen el manejo cotidiano de sus posiciones de liquidez, y la tasa de interés promedio allí pactada constituye una referencia clave para la determinación del resto de las tasas a mayor plazo de la economía. Asimismo, no existen en general muchos estudios acerca de este mercado, por lo que este documento también pretende enriquecer la comprensión de sus detalles estructurales y, aunque tangencialmente, repasar los cambios que experimentó a lo largo de los años bajo estudio.

En líneas generales, la topología de la red interbancaria argentina se caracterizó por ser relativamente pequeña, tanto en términos de su cantidad de nodos como de vínculos. No se trata de la más chica estudiada hasta ahora en el mundo, pero su magnitud se encuentra muy alejada de las redes financieras empíricas más grandes. Posee baja densidad, como es usual en este tipo de redes, y una reciprocidad casi siempre superior a la que se observaría en una red aleatoria (de igual nivel de completitud). La distancia media mínima entre las entidades es bastante acotada, con un valor en promedio inferior a 3.

La red es eminentemente no-asortativa, lo cual quiere decir que los nodos muy conectados tienden a vincularse en mayor medida con los de menor grado relativo. Este comportamiento es el común en absolutamente todas las redes interbancarias reales estudiadas en el mundo. Pero es interesante destacar que, en el caso argentino, el nivel de disasortatividad se redujo tras la crisis financiera global, en relación con los guarismos vigentes entre los años 2003 y 2007. También presenta un coeficiente de *clustering* más elevado del que se desprendería en el contexto de una red aleatoria, en línea con los valores vigentes en las redes de préstamos interfinancieros de otros países.

En el Anexo se presenta una tabla comparativa de las redes interbancarias reales (hasta nuestro mejor entender) analizadas en el mundo mediante metodologías análogas a la que aquí se aplica. El relevamiento es útil para detectar las principales divergencias y similitudes entre los muchos y heterogéneos trabajos dentro de esta literatura que se encuentra en constante expansión. Por ejemplo, observamos que las redes de pagos y las basadas en exposiciones de balance cruzadas tienden a ser más grandes que las de préstamos de corto plazo, a la vez que suelen ser más densas y muestran en muchas ocasiones coeficientes de *clustering* más altos en promedio. Un posible ejercicio a futuro en base a estos datos radicaría en hacer análisis de regresión

incorporando la variabilidad aportada por las métricas de varios países en una misma estimación (*cross-country*).

En cuanto a la evolución temporal propia del caso argentino, notamos que existe una cierta correspondencia entre la evolución del tamaño de la red y la actividad económica de Argentina. Por otra parte, encontramos una elasticidad positiva y elevada del número de vínculos respecto de la cantidad de nodos de la red (Gráfico 9). Esto contradice el supuesto postulado en muchos modelos teóricos que asumen un grado medio constante en la red, a pesar de que la misma aumente de tamaño con el paso del tiempo.

Entre los años 2003 y 2007, la red argentina se expandió en forma pronunciada, de acuerdo a lo que indican todas sus métricas topológicas. Pero, posteriormente, la crisis global de 2008 desencadenó un marcado derrumbe en la misma. La densidad de la red se vio drásticamente afectada, alcanzando sus mínimos en toda la serie durante los primeros meses de 2009. A su vez, tanto el coeficiente de *clustering* como el de reciprocidad se redujeron hasta valores comparables con los de una red aleatoria, como consecuencia de la significativa contracción en la cantidad de vínculos activos en la red.

Una vez superada la crisis, todos los indicadores estructurales se recuperaron rápidamente en 2010-11, y se estabilizaron en torno a los valores alcanzados durante esos años, a lo largo del resto del período bajo análisis. Es relevante remarcar que esa recuperación de 2010-11 difirió cualitativamente del crecimiento de 2003-07, ya que en los años posteriores a la crisis global la asortatividad se volvió menos negativa y tuvo lugar una reciprocidad inusualmente alta entre entidades, fenómenos que no se evidenciaron en la etapa de crecimiento anterior. Durante el cepo cambiario la red se mantuvo estable, en línea con el estancamiento económico reinante desde entonces, mostrando cifras que mucho no se modificaron luego en 2016-17. En ese bienio, sólo se ven incipientes tendencias de cambio en algunas métricas, pero aún no se vislumbra un movimiento lo suficientemente definido como para extraer conclusiones claras.

Los proveedores principales de liquidez en la red fueron las entidades públicas (con más protagonismo entre 2004 y 2008) y las privadas de capital nacional, éstas últimas con un mayor rol de intermediación que las primeras. Es decir, ostentaron siempre elevados grados tanto de salida como de entrada permanentemente, erigiéndose como las de mayor centralidad promedio en el mercado. Las entidades privadas de capital extranjero se constituyeron como los principales agentes tomadores de liquidez durante todo el período, mientras que las EFNB siempre mostraron un rol más periférico en el mercado, alternando entre ser prestamistas o prestatarios netos

según el año en cuestión, con un mayor dinamismo como tomadores de liquidez durante 2016 y 2017.

En lo que respecta a la distribución de grados de la red, la evidencia apunta en forma consistente a que tanto sus grados totales, como de entrada y de salida se ajustan a una distribución lognormal. Esto presenta la importante implicancia de que la distribución se caracteriza por tener colas pesadas, y no sería correctamente caracterizada mediante una red aleatoria. Ello significa que existe un reducido grupo de entidades frondosamente conectadas en convivencia con muchas de bajo grado. Desde el punto de vista del riesgo sistémico, este fenómeno implica que la red tiende a ser más bien “robusta-pero-frágil”, en el sentido de que es resiliente ante ataques aleatorios a sus nodos, pero puede ser muy vulnerable ante fallas puntuales de los nodos más centrales. Se trata de una conclusión muy relevante a los efectos del diseño de política macroprudencial, dado que torna indispensable la detección de los agentes centrales, cuyas fallas tienen el potencial de hacer tambalear la estabilidad sistémica de la red entera.

Esta caracterización topológica sienta bases empíricas firmes sobre las que es posible realizar numerosos ejercicios teóricos de simulación de *shocks*, tanto para la propia red argentina como para otras en economías similares (de bajo desarrollo financiero). Los resultados expuestos son útiles para conocer hasta qué punto aplican a la realidad argentina los distintos modelos teóricos existentes sobre redes financieras, contagio, efectos cascadas, etc., y poder así seleccionar los de mayor aplicabilidad en pos de profundizar en el abordaje teórico.

Adicionalmente, cuantificamos el impacto de diversas medidas de centralidad de los agentes sobre la tasa de interés individual que pactan en sus operaciones en el mercado. Se detectó un efecto positivo y significativo, tanto en términos estadísticos como económicos, de la centralidad de las entidades en la red sobre su capacidad de obtener una mejor tasa en el mercado de *call*. Aun controlando por el tamaño de las entidades (medido según sus activos o sus depósitos), su liquidez, modalidad de negocios, tipo de entidad, características del préstamo en cuestión (plazo, monto, etc.), la centralidad en la red de cada nodo explica un efecto no trivial sobre sus posibilidades de prestar a una mayor tasa de interés (y obtener liquidez a menor costo). Las métricas de centralidad más relevantes en este sentido son el grado y la fuerza de las entidades, permitiendo un diferencial de entre 1,1% y 1,7% respecto de la tasa promedio del mercado. El segundo lugar es ocupado por la medida centralidad basada en el concepto de cercanía, cuyo efecto se mostró estable y significativo en torno a 0,5%.

Estos resultados refuerzan la importancia de hacer estimaciones referidas a la interconexión entre las entidades y su dinámica, tanto a la hora de estudiar al sistema financiero en términos agregados como al abordar el negocio bancario desde una perspectiva empresarial y menos sistémica. Dados los elevados valores y la volatilidad de las tasas de interés que experimentó Argentina, lograr captar estos porcentajes respecto de la tasa de mercado representa una retribución económica no despreciable al momento de planificar la operatoria financiera por parte de las entidades.

En un contexto de control de agregados monetarios como esquema de política del BCRA, la volatilidad de las tasas de interés puede tender a acentuarse, y en ese marco cobra un mayor protagonismo el poder de negociación de cada entidad sobre su tasa pactada individualmente. Este fenómeno se diferencia bastante de lo que ocurre en un marco de fijación de tasas de interés por parte de la autoridad monetaria, donde el margen de maniobra de los bancos en lo que respecta a las tasas pactadas se reduce, debido a que el banco central se enfoca precisamente en garantizar un intervalo de valores definido. Este ejemplo ilustra la relevancia de una correcta captación y cuantificación de los efectos derivados de la centralidad de los agentes sobre las rentabilidades individuales y agregadas en el sistema financiero doméstico.

Dado que existen pocos trabajos sobre el mercado de *call* argentino, en particular, y sobre los distintos tipos de redes financieras locales, en general, la agenda de investigación hacia adelante es muy extensa. Por ejemplo, un trabajo enriquecedor radicaría en efectuar simulaciones de la respuesta de la red ante *shocks* teóricos de distinta índole e intensidad, y evaluar potenciales cambios estructurales que podrían dispararse en respuesta a los mismos. Asimismo, sería preciso profundizar el análisis sobre eventos puntuales de estrés (días, semanas o meses particulares de la historia argentina) en pos de examinar la dinámica de la red en esos momentos, detectar regularidades o hechos estilizados que podrían ser útiles para fortalecer la estabilidad sistémica local. Otros estudios podrían orientarse a explorar otras redes similares, como la red de pagos, sobre la que aún no se cuenta con los datos necesarios, o las tenencias de activos financieros en común entre entidades, para evaluar posibles contagios derivados de fallas o quiebras en el sistema. En esa línea, también se podría investigar sobre redes financieras “de múltiples capas”, tal como ya se está haciendo en trabajos recientes en el mundo (por ejemplo, Aldasoro y Alves, 2016). Por último, un análisis dinámico sobre permanencia de agentes e interacciones repetidas (al estilo del efectuado por Kobayashi y Takaguchi, 2017) también podría aportar información de valor para modelizaciones teóricas posteriores.

En conclusión, la dimensión de la interconexión entre entidades financieras como potencial fuente de riesgo para la estabilidad del sistema da lugar a una rica agenda de investigación, con implicancias directas de política para los entes reguladores y monetarios. Esto se origina no sólo por su reciente rol protagónico demostrado durante la crisis financiera global de 2008-09, sino también por la creciente complejidad que están adquiriendo los sistemas financieros internacionales. Se vuelve indispensable entonces comprender cabalmente las potenciales externalidades que pueden surgir a partir del establecimiento de cada vez más frondosas redes de interdependencias entre agentes financieros (y no financieros), en un mundo donde las distancias y los tiempos de reacción se acortan a una velocidad galopante.

## 8. Bibliografía

- Akram, Q. F. y Christophersen, C. (2010). "Interbank overnight interest rates - gains from systemic importance". Working paper N° 11/2010. Norges Bank.
- Albert, R. y Barabási, A.-L. (2002). "Statistical mechanics of complex networks". *Reviews of modern physics*, 74(1), 47-97.
- Albert, R.; Jeong, H. y Barabási, A.-L. (2000). "Error and attack tolerance of complex networks". *Nature*, 406, 378-382.
- Aldasoro, I. y Alves, I. (2016). "Multiplex interbank networks and systemic importance: an application to European data". Working Paper Series N° 1962. European Central Bank.
- Aldasoro, I.; Delli Gatti, D. y Faia, E. (2015). "Bank Networks: Contagion, Systemic Risk and Prudential Policy". CEPR Discussion Papers N° 10540.
- Allen, F. y Gale, D. (2000). "Financial Contagion". *Journal of Political Economy*, 108(1), 1-33.
- Alves, I.; Ferrari, S.; Franchini, P.; Heam, J.-C.; Jurca, P.; Langfield, S.; Laviola, S.; Liedorp, F.; Sánchez, A.; Tavoraro, S. y Vuillemeij, G. (2013). "The Structure and Resilience of the European Interbank Market". Occasional Paper Series N° 3/2013. European Systemic Risk Board (ESRB).
- Anastasi, A.; Elosegui, P. y Sangiácomo, M. (2010). "Determinantes de la tasa interbancaria de préstamos en Argentina". *Ensayos Económicos*, BCRA, 57, 95-126.
- Arnold, B. C. (1983). *Pareto Distributions*. Fairland, Maryland (USA): International Cooperative Publishing House.
- Barabási, A.-L. y Albert, R. (1999). "Emergence of scaling in random networks". *Science*, 286, 509-512.
- Barabási, A.-L.; Lazer, D.; Pentland, A.; Adamic, L.; Aral, S.; Brewer, D.; Christakis, N.; Contractor, N.; Fowler, J.; Gutmann, M.; Jebara, T.; King, G.; Macy, M.; Roy, D. y Van Alstyne, M. (2009). "Computational Social Science". *Science*, 323(5915), 721-723.
- Bargigli, L.; di Iasio, G.; Infante, L.; Lillo, F. y Pierobon, F. (2015). "The multiplex structure of interbank networks". *Quantitative Finance*, 15(4), 673-691.
- Battiston, S.; Delli Gatti, D.; Gallegati, M.; Greenwald, B. y Stiglitz, J. (2012). "Liaisons dangereuses: Increasing connectivity, risk sharing, and systemic risk". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 36(8), 1121-1141.
- Bech, M. y Atalay, E. (2008). "The Topology of the Federal Funds Market". Staff Report N° 354. Federal Reserve Bank of New York.

- Becher, C.; Millard, S. y Soramäki, K. (2008). "The network topology of CHAPS Sterling". Working Paper N° 355. Bank of England.
- Bernanke, B. S.; Gertler, M. y Gilchrist, S. (1999). "The Financial Accelerator in a Quantitative Business Cycle Framework". En: *Handbook of Macroeconomics* (Vol. 1C, Cap. 21, pp. 1341-1393). Amsterdam: Elsevier.
- BIS (2011). "Global systemically important banks: Assessment methodology and the additional loss absorbency requirement". Basel Committee on Banking Supervision Consultative Document.
- Blåvarg, M. y Nimander, P. (2002). "Inter-bank exposures and systemic risk". *Sveriges Riksbank Economic Review* 2002, 2, 19-45.
- Bonacich, P. (1972). "Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification". *Journal of Mathematical Sociology*, 2(1), 113-120.
- Borgatti, S. y Foster, P. (2003). "The Network Paradigm in Organizational Research: A Review and Typology". *Journal of Management*, 29(6), 991-1013.
- Boss, M.; Elsinger, H.; Summer, M. y Thurner, S. (2004). "Network topology of the interbank market". *Quantitative Finance*, 4(6), 677-684.
- Bougheas, S. y Kirman, A. P. (2014). "Complex Financial Networks and Systemic Risk: A Review". CESifo Working Paper Series N° 4756.
- Bräuning, F. y Fecht, F. (2012). "Relationship lending in the interbank market and the price of liquidity". Discussion Paper N° 22/2012. Deutsche Bundesbank.
- Brunnermeier, M. K. y Oehmke, M. (2012). "Bubbles, Financial Crises, and Systemic Risk". En: G. M. Constantinides, M. Harris y R. M. Stulz (Eds.), *Handbook of the Economics of Finance*. North Holland.
- Caballero, R. J. y Simsek, A. (2013). "Fire Sales in a Model of Complexity". *Journal of Finance*, 68(6), 2549-2587.
- Cepeda López, F. H. (2008). "La topología de redes como herramienta de seguimiento en el Sistema de Pagos de Alto Valor en Colombia". Borradores de Economía N° 513. Banco de la República. Colombia.
- Cifuentes, R.; Ferrucci, G. y Shin, H. (2005). "Liquidity Risk and Contagion". *Journal of the European Economic Association*, 3(2/3), 556-566.
- Clauset, A.; Shalizi, C. R. y Newman, M. E. J. (2009). "Power-Law Distributions in Empirical Data". *SIAM Review*, 51(4), 661-703.
- Cont, R.; Moussa, A. y Santos, E. B. (2013). "Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems". En: J.-P. Fouque y J. A. Langsam (Eds.), *Handbook on Systemic Risk* (pp. 327-368). Cambridge University Press.
- Costa, L.; Rodrigues, F. A.; Travieso, G. y Villas Boas, P. R. (2007). "Characterization of Complex Networks: A Survey of measurements". *Advances In Physics*, 56(1), 167-242.
- Cowan, R. (2004). "Network models of innovation and knowledge diffusion". Research Memorandum 016. Maastricht University, Maastricht Economic Research Institute on Innovation and Technology (MERIT).
- Craig, B. y von Peter, G. (2014). "Interbank tiering and money center banks". *Journal of Financial Intermediation*, 23(3), 322-347.
- De Masi, G.; Iori, G. y Caldarelli, G. (2006). "A fitness model for the Italian Interbank Money Market". *Physical Review E*, 74.
- Degryse, H. y Nguyen, G. (2004). "Interbank exposures: an empirical examination of systemic risk in the Belgian banking system". Working Paper N° 43. National Bank of Belgium.
- Diamond, D. W. y Dybvig, P. H. (1983). "Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity". *Journal of Political Economy*, 91(3), 401-419.
- Dijkstra, E. W. (1959). "A note on two problems in connexion with graphs". *Numerische Mathematik*, 1(1), 269-271.

- Dorogovtsev, S. N. y Mendes, J. (2003). *Evolution of Networks*. Oxford University Press.
- Embree, L. y Roberts, T. (2009). "Network Analysis and Canada's Large Value Transfer System". Discussion Paper 13/2009. Bank of Canada.
- Ennis, H. y Keister, T. (2008). "Understanding Monetary Policy Implementation". *Economic Quarterly*, Federal Reserve Bank of Richmond, 94(3), 235-263.
- Erdős, P. y Rényi, A. (1959). "On random graphs". *Publicationes Mathematicae*, 6, 290-297.
- Euler, L. (1736). "Solutio problematis ad geometriam situs pertinentis". *Commentarii academiae scientiarum Petropolitanae*, 8, 128-140.
- Finger, K.; Fricke, D. y Lux, T. (2013). "Network Analysis of the e-MID Overnight Money Market: The Informational Value of Different Aggregation Levels for Intrinsic Dynamic Processes". *Computational Management Science*, 10(2-3), 187-211.
- Freixas, X.; Parigi, B. M. y Rochet, J. (2000). "Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank". *Journal of Money, Credit and Banking*, 32(3), 611-638.
- Fricke, D. y Lux, T. (2015a). "Core-periphery structure in the overnight money market: Evidence from the e-MID trading platform". *Computational Economics*, 45(3), 359-395.
- Fricke, D. y Lux, T. (2015b). "On the distribution of links in the interbank network: evidence from the e-MID overnight money market". *Empirical Economics*, 49(4), 1463-1495.
- Fruchterman, T. y Reingold, E. (1991). "Graph Drawing by Force-Directed Placement". *Software – Practice & Experience*, 21(11), 1129-1164.
- FSB-IMF-BIS (2009). "Guidance to Assess the Systemic Importance of Financial Institutions, Markets and Instruments: Initial Considerations". Report to G-20 Finance Ministers and Central Bank Governors.
- Furfine, C. H. (1999a). "Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion". Working Paper N° 70. BIS.
- Furfine, C. H. (1999b). "The Microstructure of the Federal Funds Market". *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 8(5), 24-44.
- Gai, P.; Haldane, A. y Kapadia, S. (2011). "Complexity, concentration and contagion". *Journal of Monetary Economics*, 58(5), 453-470.
- Garratt, R. J.; Mahadeva, L. y Svirydzhenka, K. (2011). "Mapping systemic risk in the international banking network". Working Paper N° 413. Bank of England.
- Gillespie, C. S. (2015). "Fitting Heavy Tailed Distributions: The powerLaw Package". *Journal of Statistical Software*, 64(2).
- Granovetter, M. S. (1973). "The Strength of Weak Ties". *American Journal of Sociology*, 78(6), 1360-1380.
- Haldane, A. (2009). "Rethinking the financial network". Conferencia brindada en la Financial Student Association. Amsterdam.
- Hattori, M. y Suda, Y. (2007). "Developments in a Cross-Border Bank Exposure 'Network'". Working Paper Series N° 07-E-21. Bank of Japan.
- Henggeler-Müller, J. (2006). *The Potential for contagion in the Swiss interbank market*. (PhD. Thesis), Basel University,
- Heymann, D.; Perazzo, R. y Zimmermann, M. (2011). *Modelos económicos de múltiples agentes: Una aproximación de la economía desde los sistemas complejos*. Mimeo. Consultado en <http://elautomataeconomico.com.ar/download/apuntes-ACE-2011.pdf>.
- Holme, P. y Saramäki, J. (2012). "Temporal networks". *Physics Reports*, 519(3), 97-125.
- Hüser, A.-C. (2015). "Too interconnected to fail: A survey of the interbank networks literature". SAFE Working Paper Series N° 91. Research Center SAFE - Sustainable Architecture for Finance in Europe, Goethe University Frankfurt.

- Imakubo, K. y Soejima, Y. (2010). "The Transaction Network in Japan's Interbank Money Markets". *Monetary and Economic Studies*, Bank of Japan, 28, 107-150.
- Inaoka, H.; Ninomiya, T.; Taniguchi, K.; Shimizu, T. y Takayasu, H. (2004). "Fractal Network derived from banking transaction - An analysis of network structures formed by financial institutions". Working Paper Series N° 04-E-04. Bank of Japan.
- Iori, G.; De Masi, G.; Precup, O. V.; Gabbi, G. y Caldarelli, G. (2008). "A network analysis of the Italian Overnight Money Market". *Journal of Economic Dynamics and Control*, 32, 259-278.
- Ising, E. (1925). "Beitrag zur Theorie des Ferromagnetismus". *Zeitschrift für Physik*, 31(1), 253-258.
- Kiyotaki, N. y Moore, J. (1997). "Credit Cycles". *Journal of Political Economy*, 105(2), 211-248.
- Kobayashi, T. y Takaguchi, T. (2017). "Understanding the fundamental dynamics of interbank networks". Discussion Papers N° 1711. Graduate School of Economics, Kobe University.
- Kraenzlin, S. y von Scarpatetti, B. (2011). "Bargaining Power in the Repo Market". Working Paper N° 14/2011. Swiss National Bank.
- Langfield, S.; Liu, Z. y Ota, T. (2014). "Mapping the UK interbank system". *Journal of Banking & Finance*, 45, 288-303.
- Limpert, E.; Stahel, W. A. y Abbt, M. (2001). "Log-normal Distributions across the Sciences: Keys and Clues". *BioScience*, 51(5), 341-352.
- Lozares, C. (1996). "La teoria de redes sociales". *Papers*, 48, 103-126.
- Lublóy, Á. (2006). "Topology of the Hungarian large-value transfer system". MNB Occasional Papers N° 57/2006. Central Bank of Hungary.
- Machado, C. L.; León, C.; Sarmiento, M.; Cepeda López, F. H.; Chipatecua, O. y Cely, J. (2010). "Riesgo Sistémico y Estabilidad del Sistema de Pagos de Alto Valor en Colombia: Análisis bajo Topología de Redes y Simulación de Pagos". Borradores de Economía N° 627. Banco de la República. Colombia.
- Markeloff, R.; Warner, G. y Wollin, E. (2012). "Modeling Systemic Risk to the Financial System". Technical Paper 12-1870. The MITRE Corporation.
- Martínez-Jaramillo, S.; Alexandrova-Kabadjova, B.; Bravo-Benítez, B. y Solórzano-Margain, J. P. (2012). "An Empirical Study of the Mexican Banking System's Network and its Implications for Systemic Risk". Working Paper 07/2012. Banco de México.
- Milgram, S. (1967). "The small world problem". *Psychology Today*, 1, 61-67.
- Minsky, H. P. (1977). "A Theory of Systemic Fragility". En: E. D. Altman y A. W. Sametz (Eds.), *Financial Crises: Institutions and Markets in a Fragile Environment* (Cap. 6, pp. 138-152). New York: John Wiley and Sons.
- Minsky, H. P. (1992). "The Financial Instability Hypothesis". Working Paper N° 74. Jerome Levy Economics Institute.
- Molina-Borboa, J.-L.; Martínez-Jaramillo, S.; López-Gallo, F. y van der Leij, M. (2015). "A multiplex network analysis of the Mexican banking system: link persistence, overlap and waiting times". *Journal of Network Theory in Finance*, 1(1), 99-138.
- Newman, M. E. J. (2002). "Assortative mixing in networks". *Physical Review Letters*, 89(20).
- Newman, M. E. J. (2004). "Power Laws, Pareto Distributions and Zipf's Law". *Contemporary Physics*, 46(5), 323-351.
- Nier, E.; Yang, J.; Yorulmazer, T. y Alentorn, A. (2008). "Network models and financial stability". Working Paper N° 346. Bank of England.
- Page, L.; Brin, S.; Motwani, R. y Winograd, T. (1999). "The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web". Technical Report 1999-66. Stanford InfoLab.
- Pareto, V. (1896). *Cours d'Economie Politique*. Genève: Droz.

- Pröpper, M.; van Lelyveld, I. y Heijmans, R. (2008). "Towards a Network Description of Interbank Payment Flows". DNB Working Paper N° 177. De Nederlandsche Bank.
- Rendón de la Torre, S.; Kalda, J.; Kitt, R. y Engelbrecht, J. (2016). "On the topologic structure of economic complex networks: Empirical evidence from large scale payment network of Estonia". *Chaos, Solitons & Fractals*, 90, 18-27.
- Rørdam, K. y Bech, M. (2009). "The Topology of Danish Interbank Money Flows". Finance Research Unit, Department of Economics, University of Copenhagen.
- Sala, A.; Gaito, S.; Rossi, G.; Zheng, H. y Zhao, B. (2011). "Revisiting Degree Distribution Models for Social Graph Analysis". arXiv:1108.0027.
- Saunders, A.; Smith, R. y Walter, I. (2009). "Enhanced Regulation of Large, Complex Financial Institutions". En: V. Acharya y M. Richardson (Eds.), *Restoring financial stability* (Cap. 5, pp. 139-156). New Jersey: Wiley.
- Schumacher, S. (2017). "Networks and lending conditions: empirical evidence from the Swiss franc money markets". *Journal of Network Theory in Finance*, 3(2), 69-101.
- Sheldon, G. y Maurer, M. (1998). "Interbank Lending and Systemic Risk: An Empirical Analysis for Switzerland". *Swiss Journal of Economics and Statistics*, 134(4), 685-704.
- Sokolov, A.; Webster, R.; Melatos, A. y Kieu, T. (2012). "Loan and nonloan flows in the Australian interbank network". *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 391(9), 2867-2882.
- Soramäki, K.; Bech, M.; Arnold, J.; Glass, R. J. y Beyeler, W. E. (2007). "The topology of interbank payment flows". *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 379(1), 317-333.
- Upper, C. y Worms, A. (2002). "Estimating Bilateral Exposures in the German Interbank Market: Is there a Danger of Contagion?". Discussion Paper 09/2002. Deutsche Bundesbank.
- van Lelyveld, I. y Veld, D. I. (2014). "Finding the core: Network structure in interbank markets". *Journal of Banking & Finance*, 49, 27-40.
- Veblen, T. (1904). *The Theory of Business Enterprise*. New York: Scribner.
- Vivier-Lirimont, S. (2006). "Contagion in interbank debt networks". Working Paper. Consultado en [http://evenements.univlille3.fr/recherche/jemb/programme/papiers/vivierlirimont\\_lille06.pdf](http://evenements.univlille3.fr/recherche/jemb/programme/papiers/vivierlirimont_lille06.pdf)
- von Peter, G. (2007). "International banking centres: a network perspective". *BIS Quarterly Review*, December, 33-45.
- Wasserman, S. y Faust, K. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge University Press.
- Watts, D. J. y Strogatz, S. H. (1998). "Collective dynamics of 'small-world' networks". *Nature*, 393, 440-442.
- Wells, S. (2002). "UK Interbank Exposures: Systemic Risk Implications". *Financial Stability Review*, 175-182. December.
- Wetherilt, A.; Zimmerman, P. y Soramäki, K. (2010). "The sterling unsecured loan market during 2006–08: insights from network theory". Working Paper N° 398. Bank of England.

## 9. Anexo: Tabla comparativa de redes interbancarias empíricas en el mundo

País	Referencia	Período	Base de datos	Frecuencia	N	M <sup>1</sup>	Densidad	Reciprocidad	Clustering <sup>2</sup>	Asortatividad <sup>3</sup>	Distancia media	Distribución de grados <sup>4</sup>
Alemania	Craig y von Peter (2014)	1999-2012	Exposiciones de balance	Trimestral	1.732 ± 85	20.081 ± 1.461	0,66%	-	-	-	-	Rechaza Poisson
Australia	Sokolov <i>et al.</i> (2012)	2007	Préstamos interbancarios	Diaria	55	69-83	2,6%	-	-	-0,1375	-	Rechaza Ley de Potencias
			Resto de flujos de dinero interbancarios		55	784-804	26,9%	-	-	-0,375	-	Rechaza Ley de Potencias
Austria	Boss <i>et al.</i> (2004)	2000-2003	Exposiciones de balance	Trimestral	883	Máx. entropía	-	-	0,12 ± 0,01	-	2,59 ± 0,02	Ley de Potencias ( $\alpha=2,01$ )
Brasil	Cont <i>et al.</i> (2013)	2007-2008	Exposiciones de balance	Irregular	592-597	1.200	-	-	0,2	Disasortativa	2,35-2,42	Ley de Potencias ( $\alpha=2,54$ )
Canadá	Embree y Roberts (2009)	2004-2008	Sistema de pagos	Diaria	14	-	69,2% ± 3,3%	89,3% ± 2,5%	0,84 ± 0,015	-	1,31 ± 0,03	-
Colombia (a)	Cepeda López (2008)	2006	Sistema de pagos	Diaria	126	2.245	16,4%	34,2%	0,61	-	2,04	Ley de Potencias (Salida: $\alpha=3,06$ / Entrada: $\alpha=3,24$ )
Colombia (b)	Machado <i>et al.</i> (2010)	2006 y 2009	Sistema de pagos	Diaria	125-137	6.843-9.400	42,8%-60,6%	-	-	-	2,04-2,17	-
Dinamarca	Bech y Rørdam (2009)	2006	Transacciones en el mercado interbancario	Diaria	43,6 ± 4,1	75 ± 23	11,2% ± 5,8%	26,2% ± 5,5%	0,2 ± 0,1	-	2,9 ± 0,4	Exponencial
			Sistema de pagos		89 ± 5,3	283 ± 41	8,3% ± 0,8%	22,8% ± 1,8%	0,5 ± 0,1	-	2,5 ± 0,1	Binomial negativa
Estonia	Rendón de la Torre <i>et al.</i> (2016)	2014	Sistema de pagos	Anual	16.613	43.375	13%	-	0,183	-0,18	7,1	Ley de Potencias ( $\alpha=2,45$ )
EE.UU. (a)	Soramäki <i>et al.</i> (2007)	2004	Sistema de pagos	Diaria	5.086 ± 128	76.614 ± 6.151	0,3% ± 0,01%	21,5% ± 0,3%	0,53 ± 0,01	-0,31	2,6 ± 0,2	Ley de Potencias ( $\alpha=2,11$ )
EE.UU. (b)	Bech y Atalay (2008)	1997-2006	Transacciones en el mercado interbancario (fondos federales)	Diaria	470 ± 15	1.543 ± 72	0,70% ± 0,03%	6,5% ± 0,8%	Entrada: 0,10 Salida: 0,28	-0,06 a -0,28	Entrada: 2,4 Salida: 2,7	Salida: Ley de Potencias ( $\alpha=2 \pm 0,05$ ) Entrada: Binomial negativa

País	Referencia	Período	Base de datos	Frecuencia	N	M <sup>1</sup>	Densidad	Reciprocidad	Clustering <sup>2</sup>	Asortatividad <sup>3</sup>	Distancia media	Distribución de grados <sup>4</sup>	
Holanda (a)	Pröpper <i>et al.</i> (2008)	2005-2006	Sistema de pagos	Diaria	129 ± 5	1.182 ± 61	7%	63% ± 2%	0,4 ± 0,02	Disasortativa	2,0-2,5	-	
Holanda (b)	van Lelyveld y Veld (2014)	1998-2008	Exposiciones de balance	Trimestral	91-102	~1.000	8%	-	-	-	-	Rechaza Poisson y Ley de Potencias	
Hungría	Lublóy (2006)	2005	Sistema de pagos	Mensual	36	774	61%	-	-	-	-	-	
Italia (a)	De Masi <i>et al.</i> (2006)	1999-2002	Transacciones en el mercado interbancario (e-MID)	Diaria	140	200	-	-	$c(k) \propto k^{-0,8}$	$k_{nn}(k) \propto k^{-0,5}$	-	Ley de Potencias ( $\alpha=2,3$ )	
Italia (b)	Iori <i>et al.</i> (2008)	1999-2002	Transacciones en el mercado interbancario (e-MID)	Diaria	177-215	-	-	-	-	Disasortativa	-	Distribución de colas pesadas (más que una red aleatoria)	
Italia (c)	Fricke y Lux (2015a)	1999-2010	Transacciones en el mercado interbancario (e-MID)	Trimestral	120-200	-	17%-25%	-	-	Disasortativa	-	-	
Italia (d)	Fricke y Lux (2015b)	1999-2010	Transacciones en el mercado interbancario (e-MID)	Diaria y trimestral	-	-	-	-	-	-	-	Binomial negativa (diaria) Weibull (trimestral)	
Italia (e)	Kobayashi y Takaguchi (2017)	2000-2015	Transacciones en el mercado interbancario (e-MID)	Diaria	94	303	-	-	-	-	-	-	
Japón (a)	Inaoka <i>et al.</i> (2004)	2001-2002	Sistema de pagos	Mensual	354	1.727	2,76%	-	-	-	-	Ley de Potencias ( $\alpha=2,1$ )	
Japón (b)	Imakubo y Soejima (2010)	1997 y 2005	Sistema de pagos	Mensual	444 y 354	1.383 y 1.709	1,4% y 2,7%	-	-	Disasortativa	-	Ley de Potencias ( $\alpha=1,6-3,4$ )	
México	Martínez-Jaramillo <i>et al.</i> (2012)	2005-2010	Exposiciones de balance	Diaria	27-40		280	30%	80%	-	Disasortativa	1,7	Ley de Potencias ( $\alpha=3,5$ )
			Sistema de pagos				471	40%	82%	0,7 a 0,85	Disasortativa	1,5	Ley de Potencias

País	Referencia	Período	Base de datos	Frecuencia	N	M <sup>1</sup>	Densidad	Reciprocidad	Clustering <sup>2</sup>	Asortatividad <sup>3</sup>	Distancia media	Distribución de grados <sup>4</sup>
Reino Unido (a)	Becher <i>et al.</i> (2008)	2003	Sistema de pagos	Diaria	337	989	0,90%	-	0,23	-	2,4	-
Reino Unido (b)	Wetherilt <i>et al.</i> (2010)	2006-2008	Transacciones en el mercado interbancario	Diaria	12-13	-	42,1%-38,5%	70,6%-68,0%	-	-	-	-
Suiza	Schumacher (2017)	2005-2012	Transacciones en el mercado interbancario garantizado	Períodos de 25 días	161	-	10%-20%	5%-10%	0,05-0,2	-	2-4	-
			Mercado interbancario no garantizado		241	-	5%	20%-30%	0,1-0,3	-	2,6-3,7	-
Unión Europea	Alves <i>et al.</i> (2013)	2011	Exposiciones de balance	Anual	54	1.737	60%	71%	0,84	-0,24	1,38	Ley de Potencias ( $\alpha=3,5$ )
Argentina	Este trabajo	2003-2017	Transacciones en el mercado interbancario	Mensual	65 ± 6	237,5 ± 73,1	5,5% ± 1,1%	7,9% ± 3%	0,19 ± 0,05	-0,16 ± 0,09	2,8 ± 0,5	Lognormal ( $\mu=1,9 / \sigma=0,6$ )

Notas: 1) el método de máxima entropía consiste en estimar algunas exposiciones cruzadas sobre las cuales no existe información desagregada detallada, por lo que el número de vínculos no surge directamente de las observaciones disponibles; 2)  $c(k)$  define el número de triángulos en los que un nodo de grado  $k$  se encuentra incluido; 3)  $k_{nn}(k)$  es la función que define el grado promedio  $k_{nn}$  de los vecinos de un nodo con grado  $k$ ; 4)  $\alpha$  se refiere al exponente de la Ley de Potencias, mientras que  $\mu$  y  $\sigma$  representan la media y el desvío estándar de la distribución lognormal, respectivamente; 5) Wetherilt, Zimmerman y Soramäki (2010) dividieron su análisis en dos etapas, por lo que sus resultados se reportan por separado para cada una: la primera transcurre desde el 18 de mayo de 2006 al 8 de agosto de 2007, y la segunda, desde el 9 de agosto de 2007 al 16 de diciembre de 2008. Sólo se reportan las métricas explícitamente mencionadas o graficadas por los autores de cada trabajo, por lo que no se efectúan inferencias propias en base a los parámetros básicos exhibidos.