

# **Análisis de la Topología de las relaciones entre Bancos y Firms mediante Redes Complejas: comparación del caso de Argentina e Italia**

Manuel Diaz de la Fuente

NetLab-Instituto Interdisciplinario de Economía Política (IIEP-UBA-CONICET)

Universidad de Buenos Aires

Buenos Aires, Argentina

## **ABSTRACT**

En este trabajo se explora la estructura de interdependencias entre bancos y firmas, que se conectan a través del crédito en Argentina. Por otro lado, se comparan los resultados con un trabajo en donde se estudian estas mismas relaciones en Italia. Los datos provienen de la Central de Deudores del BCRA y para analizar la topología de las relaciones se utiliza la metodología de redes complejas. A partir de este estudio, se encuentran diferencias estructurales entre ambos países, particularmente se diferencian en las distribuciones de grado y en las tendencias de sus agentes por conectarse con otros similares. Estas diferencias pueden ser el resultado de los distintos comportamientos y las distintas formas de relacionarse en ambos países estos tipos de agentes. En especial se resalta una mayor concentración y un comportamiento más homogéneo por parte de los bancos argentinos por sobre los bancos italianos.

Keywords: Redes financieras, Análisis Estructural, Mercado de créditos, Relaciones de bancos y firmas, Riesgo

## **1. Introducción**

Debido al impacto estructural de las crisis financieras, se comenzaron a utilizar herramientas como la metodología de redes complejas para estudiar la estructura de las redes conformadas por agentes conectados a través de flujos financieros, como la red interbancaria, en la que los bancos se conectan a través de sus créditos y sus deudas con otros bancos (ver por ej., Cont & Moussa (2010), Rørdam & Bech (2009) y Elosegui et al. (2022)). A partir del estudio de estas redes, se comenzaron a modelizar problemáticas como la del riesgo sistémico, en la que las decisiones individuales de los agentes devienen en una estructura que puede llegar a ser poco robusta ante shocks y, por lo tanto, provocar una crisis que se propaga por todo el sistema (Haldane & May (2011), Nier et al. (2007), Battiston et al. (2012)). Gracias a este tipo de análisis, podemos entender que comportamientos individuales racionales, como la minimización del riesgo individual mediante la diversificación, pueden poner en riesgo la integridad del sistema. Este *trade-off* entre la minimización del riesgo individual y la fragilidad de la estructura en la que deviene puede abrir la puerta a crisis generalizadas y recurrentes.

Haldane & May (2011), modelizan shocks al sistema financiero y estudian los mecanismos de propagación de los mismos para poder identificar características estructurales que aumenten el riesgo sistémico. En este trabajo llegan a la conclusión de que la búsqueda de la diversificación llevó a una homogeneidad entre los bancos que pone en riesgo la integridad del sistema. Por otro lado, las configuraciones más modulares<sup>1</sup> previenen el contagio en caso de que un nodo (banco) falle, por lo que la red será más robusta frente a shocks.

Battiston et al. (2012), modelizan y estudian el *trade-off* que existe entre la posibilidad de compartir el riesgo, lo que permite aliviar la carga de un shock; y una mayor conectividad entre “*neighborhoods*”, que hace que toda la red sea más vulnerable y generan la posibilidad de una crisis sistémica. En este trabajo plantean dos mecanismos que facilitan la propagación del “*financial distress*” en las redes interbancarias: (1) la interdependencia entre bancos, que permite la propagación del shock a todos los nodos de la red; y el (2) “*financial accelerator*” que permite la propagación del shock en el tiempo. A partir de este análisis, concluyen que en ausencia del segundo mecanismo, la diversificación del riesgo individual disminuye el riesgo sistémico, como sugieren Allen & Gale (2000), pero que cuando este está presente, encuentran una convexidad en la probabilidad de falla y la diversificación de riesgo, por lo que existe un punto crítico, a partir del cual mayor diversificación es contraproducente y aumenta el riesgo sistémico.

Nier et al. (2007) estudian cómo la estructura de la red interbancaria afecta su susceptibilidad a crisis sistémicas a través de los contagios de defaults. En este trabajo llegan a las siguientes conclusiones: la cantidad de “contagios” es proporcional a la caída del patrimonio neto de los bancos y a la concentración del mercado; el aumento de la exposición interbancaria aumenta el riesgo de que se genere un efecto dominó; el contagio entre bancos es una función no monótona de la conectividad y que esta última interactúa con el nivel de capital de los bancos; ante una liquidación de activos de un banco en quiebra, la iliquidez del mercado incrementa la probabilidad de una crisis sistémica y; por último, que los sistemas más asimétricos no son más propensos al riesgo sistémico.

Cont & Moussa (2010) introducen e implementan una metodología para analizar el potencial de contagio y el riesgo sistémico de las redes financieras, utilizando datos de la red interbancaria de Brasil. En este trabajo, encuentran que la red presenta una estructura heterogénea y que el riesgo sistémico se encuentra concentrado en unos pocos nodos, ya que la mayoría muestra poca probabilidad de contagio.

En línea con este último trabajo más empírico, se encuentra Elosegui et al. (2022), en donde se analiza la estructura y la fragmentación de la red interbancaria argentina para distintos mercados (CALL & REPO). En este trabajo encuentran dos “subredes” dentro de la red del mercado REPO, y la distinción entre estos dos subgrafos se encuentra en el tipo de bonos que se comercian (del Tesoro o del BCRA). Por otro lado, concluyen que las redes interbancarias argentinas tienen indicadores estructurales similares a los de las redes interbancarias de otros países de Latinoamérica y que la estructura de la red que caracteriza las relaciones del mercado CALL es más volátil y vulnerable frente a shocks.

Rørdam & Bech (2009) analizan la estructura de los flujos del mercado de dinero danés. La primera red representa las relaciones en el mercado interbancario, mientras que la segunda representa las relaciones entre bancos a través de transacciones entre clientes. Concluyen

---

<sup>1</sup> La **modularidad** es una medida de qué tanto se separan los nodos de una red en módulos. Las redes más modulares tienen muchas conexiones entre nodos pertenecientes a un mismo módulo y pocas conexiones entre nodos de distintos módulos.

que la topología de ambas redes es diferente y encuentran evidencia de estacionalidad para ambas redes.

De Masi & Gallegati (2012), realizan un análisis de la estructura de la red conformada por las relaciones de créditos entre bancos y firmas en Italia. De esta manera, este análisis se diferencia de los trabajos acerca de riesgo sistémico que trabajan con las redes interbancarias. Los autores justifican la elección de la red de bancos y firmas con dos argumentos: (1) que uno de los determinantes de la actividad económica es la oferta de crédito (particularmente hacia empresas); y (2) que las relaciones entre bancos y firmas tienen un rol importante en la exposición al riesgo de que ocurran “avalanchas” o que se provoque un efecto dominó en sistemas caracterizados por relaciones a través de créditos.

Marotta et al. (2015) estudian redes de bancos y firmas del caso de Japón, pero hacen más énfasis en la construcción de un método estadísticamente riguroso para poder estudiar la dinámica de las comunidades<sup>2</sup> que se forman en las redes de este tipo.

En el presente trabajo se estudia y analiza la estructura de las relaciones de crédito entre bancos y firmas para la Argentina, y se realiza el estudio comparativo con el caso particular de Italia de De Masi & Gallegati (2012), utilizando la metodología de redes complejas. Los datos utilizados para este estudio provienen de la Central de Deudores del Banco Central de la República Argentina (BCRA). Dado que las relaciones que vamos a estudiar son entre dos tipos de agentes distintos (bancos y empresas) y, dentro de este mercado, los agentes no se relacionan con otros de su mismo tipo, podemos construir una red bipartita. Por otro lado, las redes bipartitas se pueden proyectar para poder estudiar y analizar otro tipo de relaciones. En estas proyecciones, agentes de un mismo tipo se relacionan a través de los vecinos que comparten dentro de la red bipartita. Por lo tanto, en la proyección bancaria, dos bancos se van a conectar si financian a la misma firma; y en la proyección de firmas, dos firmas se van a conectar si el mismo banco financia a ambas. A partir de la red bipartita y sus respectivas proyecciones se hará el análisis exploratorio y estudio topológico de las estructuras de conexiones, para después compararlos con el caso de De Masi & Gallegati (2012).

## 2. Datos

Los datos acerca de créditos que los bancos otorgan a empresas provienen de la Central de Deudores del BCRA. En estos, las nóminas de las empresas y de los bancos son anónimas y la información acerca del tamaño de los mismos no está disponible. El dataset cuenta con la siguiente información: el saldo de deuda de cada crédito y su situación en cada momento del tiempo (existen 5 niveles: situación 1 implica que el crédito se está pagando de forma regular y situación 5 implica que el banco considera ese crédito como irrecuperable). Con respecto a los bancos, se los puede encasillar dentro de siete categorías: Banco Local de Capital Nacional, Banco Local de Capital Extranjero, Banco Público Nacional, Banco Público Provincial, Banco Público Municipal, Compañías Financieras y Bancos Sucursales de Entidades Financieras del Exterior. Por último, se conoce la actividad a la que pertenecen las empresas receptoras del crédito.

Para el análisis se considerará únicamente un mes en particular: el mes de noviembre del año 2021. En este período se observan 309.345 créditos que 69 bancos le otorgaron a

---

<sup>2</sup> Un método de detección de comunidades es a través de la modularidad

204.112 empresas, por lo que el ratio de firmas y bancos es de 2.958,14 firmas por cada banco. Aproximadamente el 72% de las firmas cuentan con una única relación con un único banco. Sin embargo, en la información disponible, no se hace distinción entre créditos en distintas monedas ni distintas líneas de crédito si estas se encuentran en la misma situación, por lo que dos créditos a una misma empresa que se encuentran en la misma situación pueden estar agregadas como si fueran un único crédito<sup>3</sup>. Estos datos ya muestran una fuerte diferencia con el caso italiano, ya que en esta muestra, hay aproximadamente unas 77,15 empresas por cada banco y de estas, una minoría tiene una única relación con un único banco<sup>4</sup>. Estas diferencias parecerían sugerir que los bancos y las firmas se relacionan de una forma distinta en ambos países, dado que para las empresas italianas, son más comunes las relaciones con múltiples bancos que para las argentinas.

### 3. Análisis Exploratorio de Datos

Dado que los datos cuentan con la información a nivel de bancos y firmas, se realiza un análisis exploratorio de los datos a nivel de cada tipo de nodos, antes de construir la red bipartita. Como ya se mencionó, los datos disponibles cuentan con la situación de cada crédito y su saldo de deuda. Esto nos permite explorar cómo se distribuyen estas variables, identificar agentes importantes y empezar a anticipar algunos resultados.

En primer lugar, es importante resaltar que se pueden realizar dos tipos de análisis distintos: por montos y por cantidades. Por ejemplo: si un banco otorga diez créditos por el mismo monto, y dos de estos créditos se encuentran en situación cinco, el 20% de los créditos serían morosos; sin embargo, si los créditos son por distintos montos y estos dos créditos morosos acumulan un valor de 50, cuando la suma de los montos de los diez créditos es 100, el 50% del saldo acreedor del banco se va a encontrar moroso.

Teniendo en cuenta lo anterior, es de nuestro interés saber cómo están distribuidas las situaciones según montos y según cantidades. La gran mayoría de los créditos se encuentra en situación regular y, para aquellos que se encuentran en alguna situación irregular, es más común que se encuentren en situación cinco que en alguno de los niveles intermedios (ver Figura 1), donde se representa el ratio de créditos otorgados y montos para cada situación.

---

<sup>3</sup> A pesar de estas dificultades, voy a considerar estas relaciones como si fueran un único crédito.

<sup>4</sup> De acuerdo a De Masi y Gallegati (2012), Italia es el país con más relaciones con bancos por firma entre países europeos.

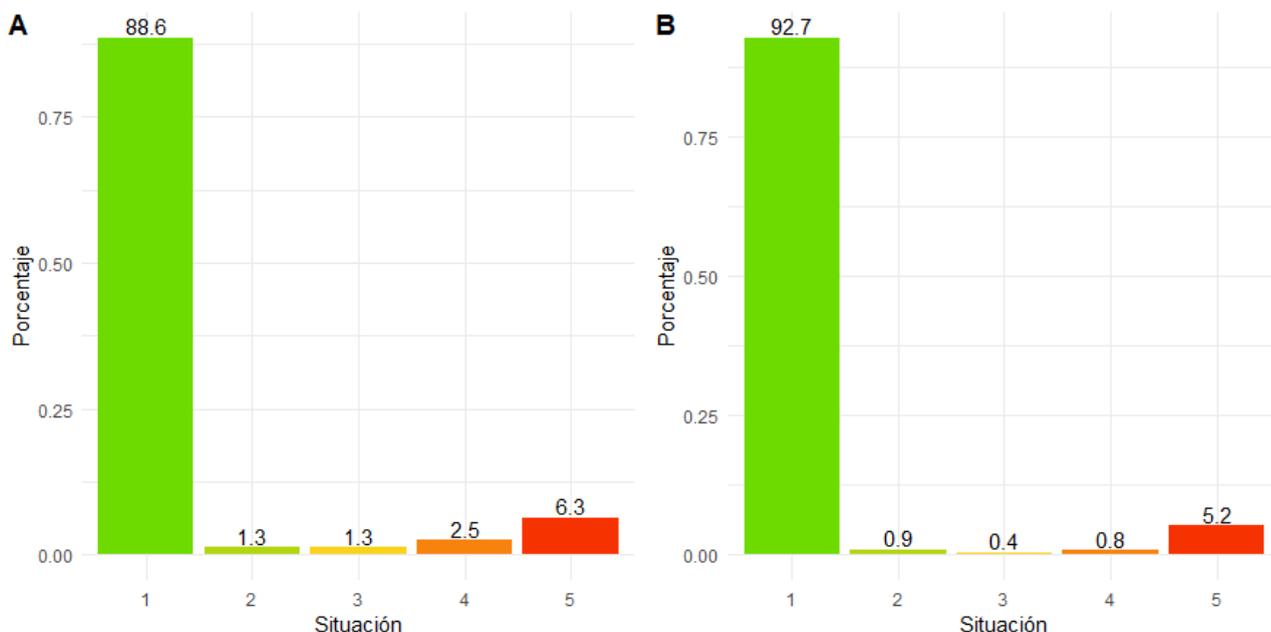


Figura 1. Composición por situaciones según cantidad de créditos (izquierda) y montos de los créditos (derecha). Fuente: Elaboración propia a base de datos de la Central de Deudores del BCRA.

Por otro lado, se propone explorar si hay algún tipo de banco cuyo nivel de morosidad sea peor que la del resto: evaluando por montos, los bancos públicos nacionales y provinciales son los que mayor porcentaje de situaciones cinco tienen, mientras que evaluando por cantidades, los bancos locales (tanto de capital nacional como extranjero) junto con los bancos públicos provinciales son los que más morosidad acumulan (Ver Figura 9 del apéndice)

Observando la cantidad de créditos otorgados, la amplia mayoría son dados por muy pocos bancos: 19 bancos acumulan aproximadamente el 94% de todos los créditos del periodo. Lo contrario ocurre con las empresas, ya que no hay ninguna que represente un porcentaje muy alto de la cantidad de créditos recibidos.

El porcentaje de situaciones cinco promedio de los 19 bancos es de un 7,7%, levemente por encima del 6,3% de la totalidad de los créditos, sugiriendo que estos bancos son “peores” que la media. Una posible interpretación sería que cuántos más créditos se otorgan, existe una mayor probabilidad de prestarle a alguien ilíquido y/o insolvente.

Tipo de Banco	Cantidad de créditos dados/total	Cantidad de bancos	Dentro de los 19 más grandes
Bancos Locales de Capital Nacional	48,86%	32	6
Bancos Locales de Capital Extranjero	30,73%	7	6
Bancos Públicos	8,14%	8	4

Provinciales			
Bancos Públicos Nacionales	8,06%	2	2
Compañías Financieras	2,12%	13	0
Bancos Públicos Municipales	1,9%	2	1
Bancos Sucursales de Entidades Financieras del Exterior	0,19%	5	0

Tabla 1. Share del mercado según el tipo de banco de acuerdo a la cantidad de créditos otorgados.

Similarmente, 19 bancos acumulan el 92% de todo el saldo acreedor del periodo. En su mayoría los bancos que acumulaban un gran porcentaje de la cantidad de créditos otorgados también se encuentran entre los que mayor saldo acreedor tienen, con la excepción de dos bancos. Sin embargo, para estos 19 bancos, únicamente el 3,7% de su saldo acreedor se encuentra en situación cinco, es decir, un porcentaje menor que el 5,2% de la totalidad de los créditos. Por lo tanto, a pesar de que cuantos más créditos, mayor morosidad, ponderando por los montos, la morosidad disminuye. En otras palabras, los bancos pueden ser menos cuidadosos cuantos más créditos otorgan, pero no lo son cuando los montos a prestar son altos.

Tipo de Banco	Saldo deudor/total	Cantidad de bancos	Dentro de los 19 más grandes
Bancos Locales de Capital Nacional	30,5%	32	7
Bancos Locales de Capital Extranjero	29,8%	7	6
Bancos Públicos Nacionales	20,9%	2	2
Bancos Públicos Provinciales	9,86%	8	2
Bancos Públicos Municipales	3,66%	2	1
Bancos Sucursales de Entidades Financieras del Exterior	3,21%	5	1

Compañías Financieras	2,11%	13	0
-----------------------	-------	----	---

Tabla 2. Share del mercado según el tipo de banco de acuerdo al tamaño de sus saldos acreedores

Algo interesante para resaltar de la Tabla 2 es que los bancos públicos y los bancos sucursales ganaron mucha participación con respecto a la Tabla 1. Esto se debe a que estos tipos de entidades otorgan una menor cantidad de créditos pero por mayores montos.

Dado que la información acerca del tamaño de los bancos y las empresas no está disponible, la distinción entre banco (empresa) grande o chico(a) se puede realizar a partir de la cantidad de créditos que otorgan (reciben) y/o los montos de los que son acreedores (deudores). La correlación para los bancos entre su tamaño según cantidades y según montos es positiva y aproximadamente del 88%, lo que indica que el tamaño de los bancos es relativamente estable de acuerdo a ambos criterios. Esta misma correlación para las empresas también es positiva, pero su nivel es bastante menor (aproximadamente 49%), por lo que montos y cantidades se mueven en la misma dirección, pero no lo suficiente como para que la distinción entre “empresa chica” y “empresa grande” sea tan clara sin información adicional, como por ejemplo, la cantidad de empleados.

#### 4. Representación de la red

##### Descripción de la red

La red está conformada por 69 bancos y 204.112 empresas, conectadas a través de 309.345 créditos que las primeras le otorgaron a las segundas. Estos links tienen son **dirigidos** (la dirección siempre va a ser desde un banco hacia una firma) y su **peso** es el tamaño del crédito otorgado. Como tenemos dos tipos de nodos: bancos y empresas; y los bancos no pueden conectarse con otros bancos y las firmas tampoco pueden hacerlo con otras firmas, obtenemos lo que se llama una **red bipartita**. Otras características para tener en cuenta son: cada par de nodos (banco y empresa), va a estar conectado por un único crédito<sup>5</sup>; y también es una red **conectada**, lo que significa que está conformada por un único componente.

Las estadísticas relevantes para estudiar este tipo de redes son: (1) La distribución de grado para cada tipo de nodo; (2) Las correlaciones entre grados de los distintos tipos de nodos; y (3) Una medida de clustering específica para redes bipartitas<sup>6</sup>.

<sup>5</sup> Se identificó un único par de nodos que estaba conectado por dos créditos distintos. Sin embargo, ambos créditos se encontraban en la misma situación, por lo que para ser consistente con el resto de los créditos, este “multi-link” fué agregado y, por lo tanto, la red fue simplificada.

<sup>6</sup> El coeficiente de clustering mide la probabilidad de que dos nodos vecinos estén a su vez conectados entre sí (la probabilidad de que se formen “triángulos”). En las redes bipartitas como dos nodos de un mismo tipo no pueden conectarse entre sí, el coeficiente de clustering va a ser siempre igual a 0.

**Distribución de grado.** La distribución de grado de una red nos otorga información acerca de su topología, por ejemplo: si la distribución de grado observada se ajusta a una Poisson, la estructura de la red es consistente con la topología de una red aleatoria<sup>7</sup>; en cambio, si la distribución de grado observada se ajusta a una “power-law”, la estructura de la red va a ser consistente con una topología de “escala libre”<sup>8</sup>. Particularmente, en las redes bipartitas, también hay que considerar que no todos los nodos son iguales y, por lo tanto, es importante hacer la distinción según el tipo de nodo. Por estos motivos, las distribuciones de grado de los bancos y las empresas serán consideradas por separado.

Las distribuciones de grado de los bancos y las firmas italianas siguen una distribución de “power-law”, y la red bipartita subyacente tiene características de escala libre (De Masi & Gallegati, 2012). En cuanto a la distribución de grado de la red argentina, se puede observar que la gran mayoría de los nodos (en particular las empresas) tiene un grado de conectividad bajo y que unos pocos (algunos pocos bancos) acumulan un gran porcentaje de las relaciones observadas. Estos últimos son denominados “hubs” y suelen aparecer en redes de escala libre. Sin embargo, las distribuciones de grado observadas para los bancos y las empresas en Argentina no siguen una distribución de ley de potencia, por lo que no hay suficiente evidencia para determinar la topología de escala libre para esta red (Figuras 2 y 3).

#### Distribución de grado de bancos:

País	Número de firmas	Número de bancos	Promedio	Mediana	Percentil 75	Máximo
Italia	39194	508	149	3	30	6699
Italia normalizado (*)	-	-	0,0038	0,000076	0,00076	0,17
Argentina	204112	69	4483	430	2803	86425
Argentina normalizado (**)	-	-	0,0219	0,002138	0,01373	0,42

Tabla 3. Distribución de grado de conectividad de los bancos en la red bipartita, cada unidad representa un crédito que un banco otorga a una firma. También están representados los valores normalizados. (\*) Datos muestrales provenientes de la base de datos AIDA (De Masi & Gallegati (2012)). (\*\*) Datos poblacionales, provenientes de la Central de Deudores del BCRA.

Los bancos argentinos parecen estar mucho más conectados que los italianos. En principio parecería razonable pensar que si el ratio de firmas a bancos es mayor, cada banco tendrá que otorgar más préstamos para satisfacer la demanda. Como se puede observar en la

<sup>7</sup> Las redes aleatorias son el tipo de red más simple, en las que N nodos se conectan entre sí, todos con la misma probabilidad  $p$ .

<sup>8</sup> Las redes de escala libre se pueden modelizar a partir de dos supuestos: (1) la cantidad de nodos crece con el tiempo; (2) los nuevos nodos prefieren conectarse con nodos de mayor grado (“preferential attachment”) (Barabási & Albert, 1999).

Tabla 3, aún normalizando los valores de la distribución, dividiendo por la cantidad de firmas en cada país, se puede observar que los grados de los bancos argentinos son proporcionalmente más altos que los de los bancos italianos. Esto sugeriría que puede haber algún otro motivo, además del mayor ratio de empresas a bancos en la Argentina con respecto a Italia que expliquen estos números y puede ser un indicio acerca de diferencias en el comportamiento de los agentes en cada país.

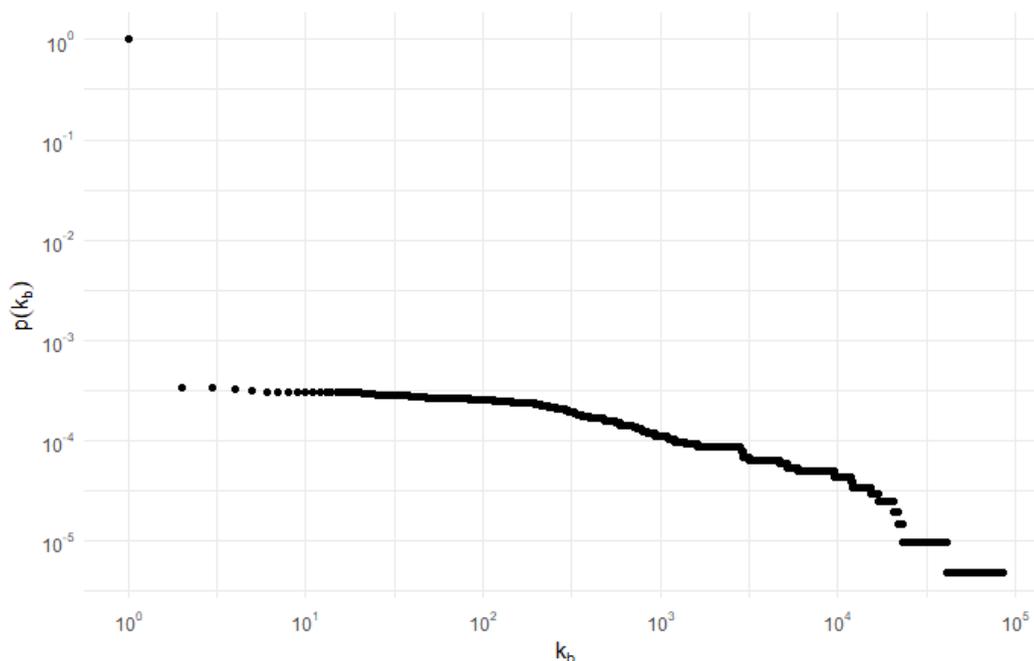


Figura 2. Distribución de grado de los bancos en la red bipartita argentina, ambos ejes se encuentran en escala logarítmica. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

#### Distribución de grado de empresas:

País	Número de bancos	Número de firmas	Promedio	Mediana	Percentil 75	Máximo
Italia	508	39194	1,8	2	2	15
Italia normalizado (*)	-	-	0,0035	0,0039	0,0039	0,0295
Argentina	69	204112	1,516	1	2	28
Argentina normalizado (**)	-	-	0,0219	0,0144	0,0289	0,4057

Tabla 4. Distribución de grado de conectividad de las empresas en la red bipartita, cada unidad representa un crédito que recibió una firma. También están representados los valores normalizados. (\*) Datos muestrales provenientes de la base de datos AIDA (De Masi & Gallegati (2012)). (\*\*) Datos poblacionales, provenientes de la Central de Deudores del BCRA.

Como ya se mencionó antes, la mayoría de las empresas argentinas tienen una única relación, mientras que la mayoría de las italianas tienen más de una. Nuevamente, si normalizamos dividiendo por la cantidad de bancos, los valores argentinos son proporcionalmente más altos (Tabla 4). Por lo que aún a pesar de tener menos relaciones en valores absolutos, las empresas argentinas están proporcionalmente más conectadas que las italianas.

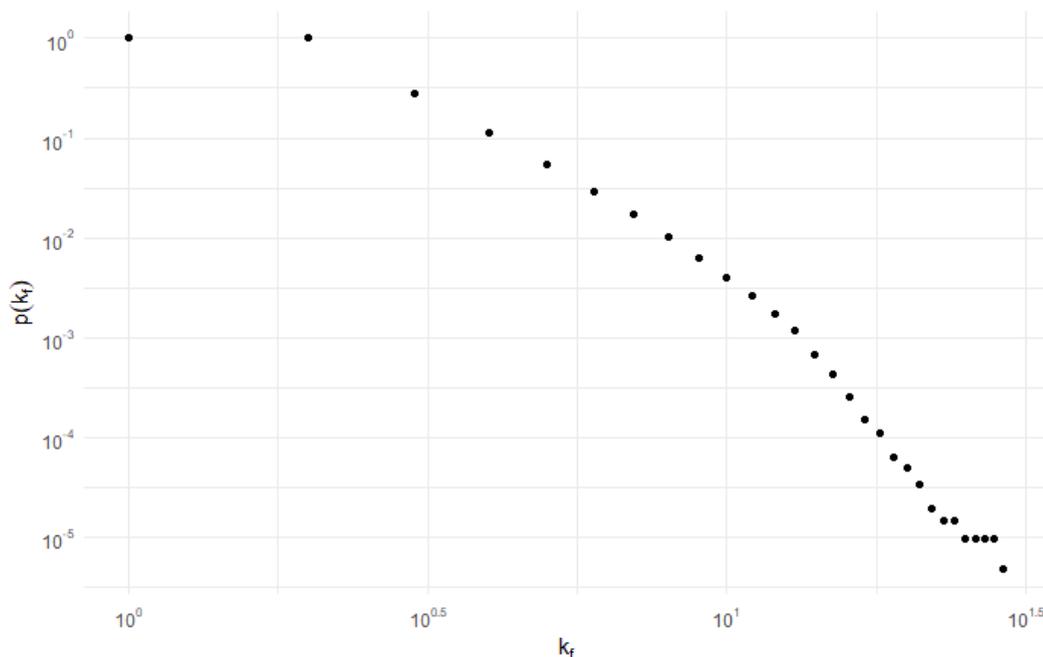


Figura 3. Distribución de grado de las firmas en la red bipartita argentina, ambos ejes se encuentran en escala logarítmica. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

Los grados de las empresas están concentrados en un rango de valores muy inferior a los de los bancos, este fenómeno se observa en el caso italiano y los autores concluyen a partir de esto una mayor heterogeneidad por parte de los bancos que de las empresas. En la Argentina se puede observar una heterogeneidad de conectividad por parte de los bancos similar a la de Italia, con la diferencia de que la conectividad de los bancos en Argentina es mayor que la de los bancos italianos, en relación al tamaño de sus respectivas redes (Tablas 3 y 4).

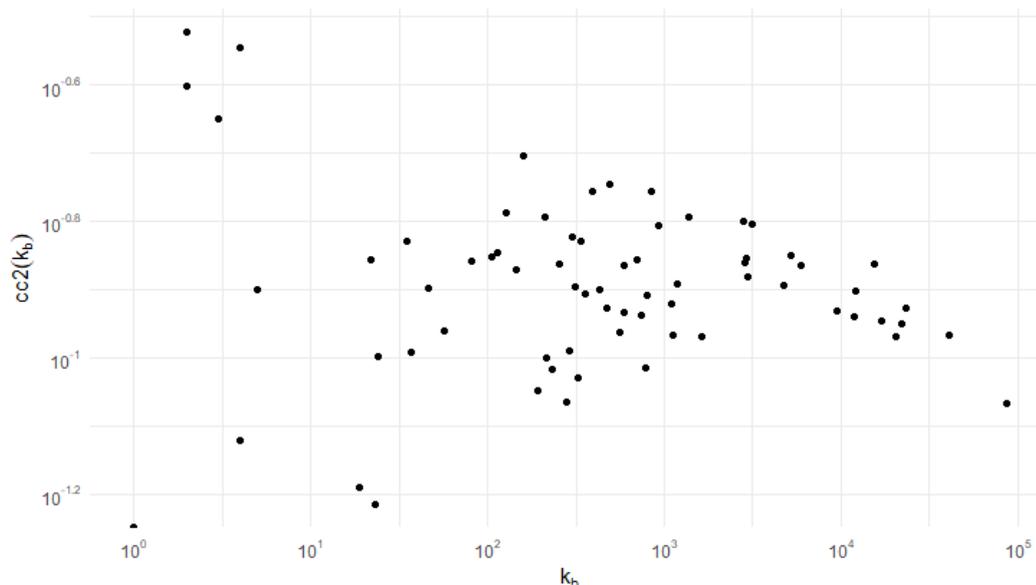
**Asortatividad.** La asortatividad de una red muestra las correlaciones entre los grados de los nodos y, por lo tanto, es una forma de medir la preferencia de los nodos por conectarse con otros similares.

En De Masi & Gallegati (2012), la asortatividad de la red bipartita no es ni positiva ni negativa, ya que el grado promedio de los bancos que financian a una firma no depende del grado de la firma. Esto ocurre porque las firmas con alto grado de conectividad se conectan a bancos de grados heterogéneos, lo que lleva a que la correlación entre el grado propio y el grado de sus vecinos sea muy baja. Sin embargo, en la red argentina, el coeficiente de

asortatividad<sup>9</sup> es negativo. Esto podría llegar a ser explicado por el hecho de que, en promedio, los bancos tienen un grado de conectividad mucho más alto que las empresas, por lo que, en promedio, las conexiones se dirigen desde un nodo con grado alto hacia un nodo de grado bajo. Para verificar si la asortatividad observada no es consecuencia del azar, simulamos **redes bipartitas aleatorias** con la **misma secuencia de grados que la red observada** y, a partir de la distribución de coeficientes de asortatividad de las redes simuladas podemos observar que la mayoría de estas redes no tiene asortatividad positiva ni negativa, sugiriendo que el valor observado tiene un origen más estructural que aleatorio. Esto resalta aún más la diferencia entre el caso argentino e italiano.

**Clustering.** Dado que la red de bancos y firmas es una red bipartita, la medida tradicional de clustering no sirve, ya que no se forman “triángulos” en la red (debido a que dos nodos del mismo tipo no se conectan entre sí). Por lo tanto, De Masi & Gallegati (2012) utilizan una medida de clustering específica para redes bipartitas, que mide el ratio de “cuadrados” observados con el total posible en una red de ese tamaño, y encuentran que los bancos de grado bajo tienen un coeficiente de clustering mayor que los bancos de mayor grado. La justificación que ofrecen para este fenómeno es que estos bancos tienen una tendencia a financiar a un grupo de empresas en común, ya sea por motivos geográficos (bancos y empresas regionales), de especialización (bancos que financian algún sector en particular) o por cuestiones de minimización de riesgo. Por otro lado, los bancos más grandes tienen menor clustering porque tienden a financiar a empresas de muchos sectores distintos.

En la red argentina, la relación entre el grado de los bancos y su coeficiente de clustering también parece ser negativa (Figura 4). En cuanto a las firmas, la heteroscedasticidad es demasiada como para poder identificar alguna relación, ya que la amplia mayoría tiene grados muy bajos y sus coeficientes de clustering toman un rango de valores muy amplio.



<sup>9</sup> El paquete de *igraph*, utilizado para este trabajo, calcula unos coeficientes de asortatividad definidos en Newman (2003) y Newman (2002).

Figura 4. Relación entre coeficiente de “*square clustering*” local y grado en la red bipartita argentina, ambos ejes se encuentran en escala logarítmica. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA

## 5. Proyecciones

Las redes bipartitas, a su vez, pueden dividirse en otras dos redes: las proyecciones. Estas muestran otro tipo de relación, en la que dos agentes van a estar conectados si dentro de la red bipartita comparten un “vecino”. Por ejemplo, en la proyección bancaria, los bancos se conectan con otros bancos a través de las empresas que ambos financian, es decir, a través de los nodos a los que ambos están conectados en la red bipartita. De la misma forma se pueden plantear las relaciones entre empresas a través de los bancos que las financian.

Las estadísticas relevantes para estudiar las proyecciones de este tipo son: (1) El diámetro de la red; (2) La distribución de grado; (3) El coeficiente de clustering<sup>10</sup>; (4) La asortatividad; y, por último, (5) La centralidad de intermediación de los nodos .

### Proyección bancaria

La proyección bancaria está compuesta por 69 nodos y 1683 links, es decir, se observan aproximadamente un 35% de todas las conexiones posibles<sup>11</sup>. Estos links no son dirigidos como en la bipartita, pero sí tienen peso. El peso de los links representa la cantidad de empresas que ese par de bancos comparten en la red bipartita o dicho de otra forma, la cantidad de clientes que comparten esos dos bancos. La red es **simple** (una única relación conecta a cada par de nodos), y está **fuertemente conectada**, por lo que existe un “camino” entre cualquier par de nodos.

Para tener un punto de comparación, y de alguna forma hacer “inferencia” (con una hipótesis nula de que la red observada es aleatoria), se realizaron simulaciones de **redes aleatorias con la misma secuencia de grados que la observada** y a partir de las distribuciones de las estadísticas relevantes simuladas, podemos observar si los valores observados son consistentes con una red aleatoria o si son consistentes con alguna otra topología.

**Distancias.** Entre cada par de nodos, se puede establecer una secuencia de “nodos intermedios” que conforman un “camino” entre el par original. La cantidad de nodos intermedios entre un par representa la distancia entre ellos. Sin embargo, entre un mismo par de nodos, puede haber muchos caminos, por lo que el **camino corto** entre dos nodos es aquel que minimiza la distancia entre ellos. Por otro lado, el **diámetro** de una red es el camino corto más largo y, como tal, provee una medida del tamaño de la red.

El **camino corto promedio** en la red es de 1,28, lo que indica que la mayoría de los nodos están a un nodo de distancia de cualquier otro, con algunas pocas excepciones que aumentan ligeramente el promedio. El **diámetro** de la red es de 2, por lo que podemos afirmar que no hay ningún nodo que se encuentre a más de dos nodos de distancia de

<sup>10</sup> En este caso, como las proyecciones son unipartitas, el clustering de las redes va a ser distinto de 0.

<sup>11</sup> En una red de tamaño  $n$ , la cantidad de links posibles es de  $n^2$ . El ratio de links observados y links posibles es una medida de **densidad** de la red.

cualquier otro. Comparando con los caminos cortos promedio y los diámetros de las redes simuladas, los valores observados son más chicos, sugiriendo que estos valores no son resultado de un fenómeno aleatorio, sino de una topología más compleja.

**Distribución de grado.** La distribución de grado de la proyección bancaria argentina está sesgada hacia valores más altos (en relación a la cantidad de nodos de la red) (ver Figura 5 y Tabla 5), lo que indicaría que hay una tendencia entre los bancos argentinos a compartir clientes. El grado promedio de la red argentina es de 48,78, es decir, en promedio, cada banco se conecta con un 70% del resto de los bancos, mientras que el grado promedio de la red italiana es de 5,7 (un 1,1% de todos los bancos italianos), lo que parecería sugerir que para los bancos italianos no tienden a compartir un “pool” de clientes tan amplio como los bancos argentinos. Estas diferencias en los valores podrían explicarse por el mayor ratio entre bancos y firmas en Italia, por una mayor prominencia de bancos regionales pequeños en Italia o por una mayor especialización por parte de los bancos italianos, que se dedican a financiar a sectores específicos. De la misma forma, si los bancos argentinos tienen un nivel de especialización más bajo y/o un alcance más nacional, su pool de clientes compartidos puede ser más grande, resultando en una proyección más conectada.

Min	Percentil 25	Promedio	Mediana	Percentil 75	Max
10	40	48,78	53	61	69

Tabla 5. Distribución de grado de los bancos en la proyección bancaria.

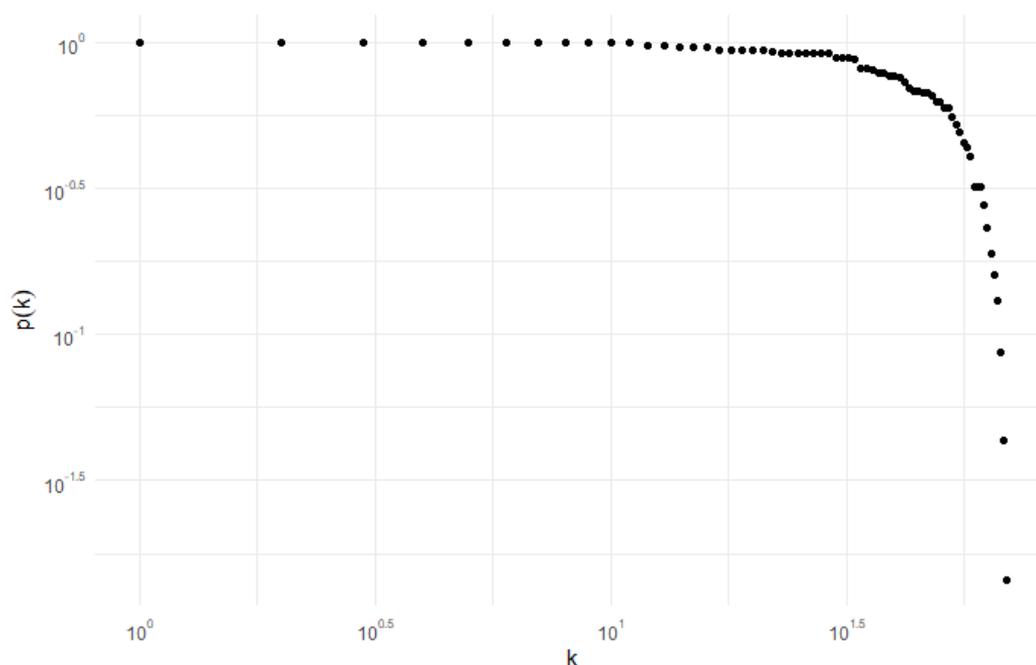


Figura 5. Distribución de grado de los bancos en la proyección bancaria argentina, ambos ejes se encuentran en escala logarítmica. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

**Clustering.** El coeficiente de clustering promedio de la proyección bancaria italiana es de un 30%, mientras que el de la proyección bancaria argentina es de 83%, nuevamente indicando una mayor conectividad de los bancos argentinos con respecto a los italianos y una mayor tendencia de estos a agruparse en clusters. Este nivel de clustering observado es, a su vez, mayor que los de las redes aleatorias simuladas, sumando evidencia de que la estructura observada no es fruto del azar.

Si bien los coeficientes de clustering locales en la red argentina están sesgados hacia valores más altos, parece haber una relación negativa entre el clustering de un nodo y su grado (Figura 6), por lo que los bancos con menor conectividad tienden a formar grupos con otros bancos poco conectados. Esto se lo podría atribuir a una forma de compartir el riesgo entre bancos cuyo pool de clientes es más “específico” y, por ende, no les sirve para aumentar su conectividad dentro de la proyección.

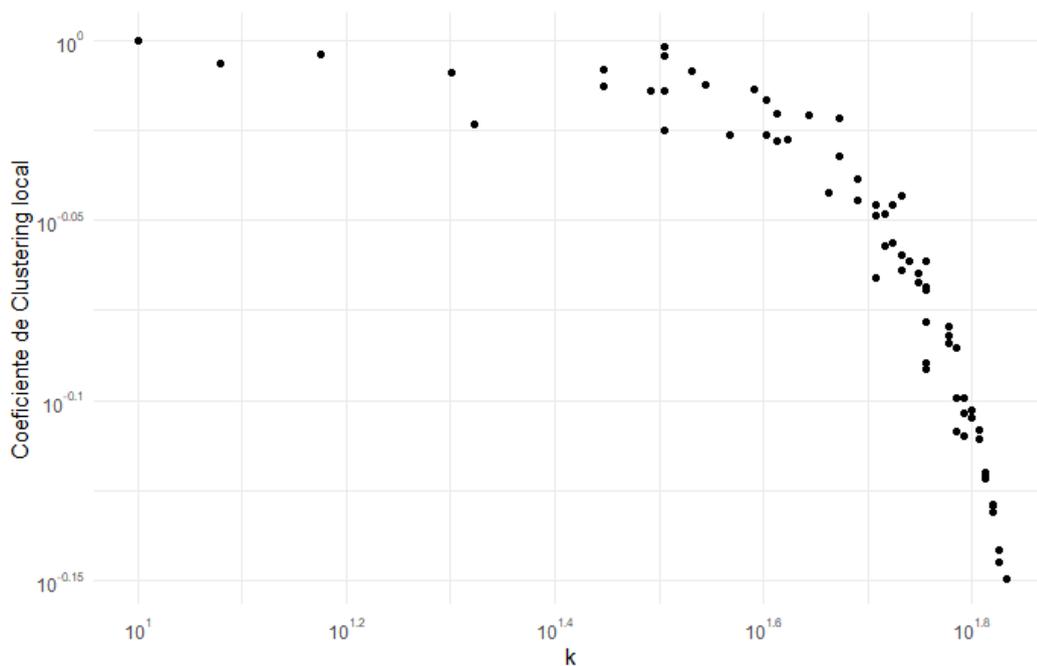


Figura 6. Relación entre coeficiente de clustering local y grado en la proyección bancaria argentina, ambos ejes se encuentran en escala logarítmica. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

**Asortatividad.** La asortatividad de la proyección bancaria argentina es negativa, lo que indica que existe una “preferencia” por conectarse con nodos cuyo grado de conectividad son distintos al propio. Nuevamente, los valores de las simulaciones varían entre asortatividad positiva y asortatividad negativa, pero siempre con valores menores a los observados y cercanos a cero. Por lo tanto, esta preferencia no es consecuencia simplemente de la secuencia de grados observada y el azar, sino que tiene origen en la estructura de la red.

**Centralidad de intermediación.** Hay distintos criterios que se pueden usar para medir la centralidad de un nodo. Como ya se mencionó, De Masi & Gallegati (2012) argumentan que la medida relevante en este caso es la centralidad de intermediación, que como criterio utiliza la cantidad de caminos cortos que pasan por un nodo cualquiera. De esta manera, un nodo es más central si se encuentra en el camino entre muchos nodos.

En la proyección bancaria argentina, hay una correlación negativa entre el grado de un nodo y su centralidad de intermediación. Una forma de visualizar esta correlación negativa se encuentra en la Figura 7, panel A, donde el tamaño de los nodos está asociado a su grado y el color del nodo representa su centralidad de intermediación. Esta relación negativa también se mantiene entre la centralidad de un banco y la cantidad de créditos otorgados: Figura 7, panel B, donde el tamaño de los nodos es la cantidad de créditos que otorgaron y el color sigue representando su centralidad de intermediación. Por último, la correlación también es negativa entre el saldo acreedor y la centralidad.

Entre los bancos más centrales, se encuentran dos categorías de bancos que tienen relativamente poco peso (tanto en montos como cantidades) con respecto al resto de los bancos: Bancos Sucursales de Entidades Financieras del Exterior y Compañías Financieras. Esto podría sugerir algún tipo de comportamiento estratégico frente al riesgo de este tipo de entidades, ya que de esta forma, a pesar de estar compartiendo clientes con un grupo más “selecto” de bancos, sirven como conexión entre distintos pools de clientes.

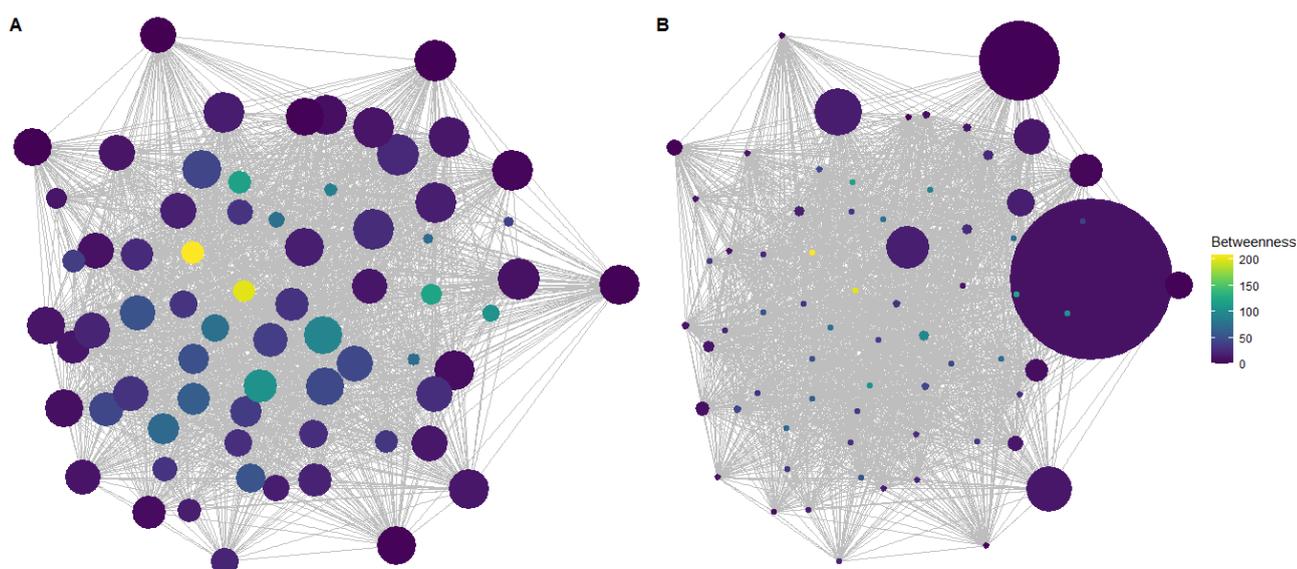


Figura 7. Proyección bancaria argentina: los tamaños de los nodos están asociados a sus grados dentro de la proyección (izquierda) y asociados a la cantidad de créditos otorgados

(derecha). Los colores están asociados a su centralidad de intermediación. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

La proyección de empresas argentina está conectada, lo que indica que existe un pool de empresas que comparte un rango variado de bancos que las financian. Sin embargo, la tarea de calcular la proyección es demasiado demandante computacionalmente para las herramientas disponibles, por lo que un análisis como el de la proyección bancaria por el momento no está incluido en el trabajo y queda para el análisis a futuro.

## 6. Conclusiones:

En conclusión, nos encontramos con algunas diferencias estructurales en las topologías de las redes de bancos y firmas de Italia y de Argentina, además de algunos resultados que no fueron explicitados en De Masi & Gallegati (2012) y, por lo tanto, no hay punto de comparación.

En primer lugar, encontramos una correlación positiva entre la cantidad de créditos otorgados y la morosidad. Sin embargo, cuando uno pondera por los montos de los créditos, el peso de la morosidad disminuye, lo que posiblemente indica un mayor cuidado por parte de los bancos cuando prestan montos más altos. Por otro lado, los bancos públicos no acaparan un gran porcentaje de la cantidad de créditos otorgados, pero ganan participación cuando se consideran los montos, sugiriendo que en promedio otorgan créditos más grandes. Lo mismo ocurre para los bancos sucursales de entidades financieras del exterior, que ganan mucha participación en el share de saldos de acreedores con respecto a la cantidad de créditos otorgados.

Considerando las redes bipartitas de ambos países, los grados de conectividad de los bancos toman un rango de valores considerablemente más amplio que los grados de las empresas, sugiriendo una mayor heterogeneidad de los bancos por sobre las firmas.

Además de esto, las redes bipartitas también se asemejan en cuanto a la relación negativa que existe entre el coeficiente de “square clustering” y la cantidad de créditos otorgados por parte de los bancos, sugiriendo que los bancos más chicos se comportan de manera distinta frente a la exposición al riesgo y su selectividad a la hora de otorgar créditos que los bancos más grandes, que otorgan créditos a un rango más amplio y variado de empresas, sin necesariamente buscar compartir el riesgo con otros bancos.

Sin embargo, las distribuciones de grados para bancos y firmas en ambos países no se ajustan a la misma distribución, por lo que la topología de las redes es distinta. Además, De Masi & Gallegati (2012) atribuyen la falta de asortatividad de la red italiana a la alta heterogeneidad de los bancos, algo que no ocurre dentro de la red argentina, que tiene asortatividad negativa.

En cuanto a la proyección bancaria, la red argentina parecería estar más conectada y tener un coeficiente de clustering bastante mayor, sugiriendo un comportamiento más homogéneo por parte de los bancos argentinos en cuanto a la elección de su pool de clientes.

Por último, no está disponible la información necesaria para indagar acerca de la asortatividad de la proyección italiana ni de su centralidad de intermediación para poder compararlos con la proyección argentina, pero en esta última se puede observar una asortatividad negativa y una relación negativa entre el tamaño del banco y su centralidad, sugiriendo algún tipo de comportamiento estratégico por parte de los bancos chicos que los ubica en el centro de la red.

Como futuros pasos, está previsto realizar el análisis de la proyección de empresas, explorando diferentes tipos de filtrado y técnicas de reducción de la red debido a su mayor complejidad computacional.

### Apéndice.

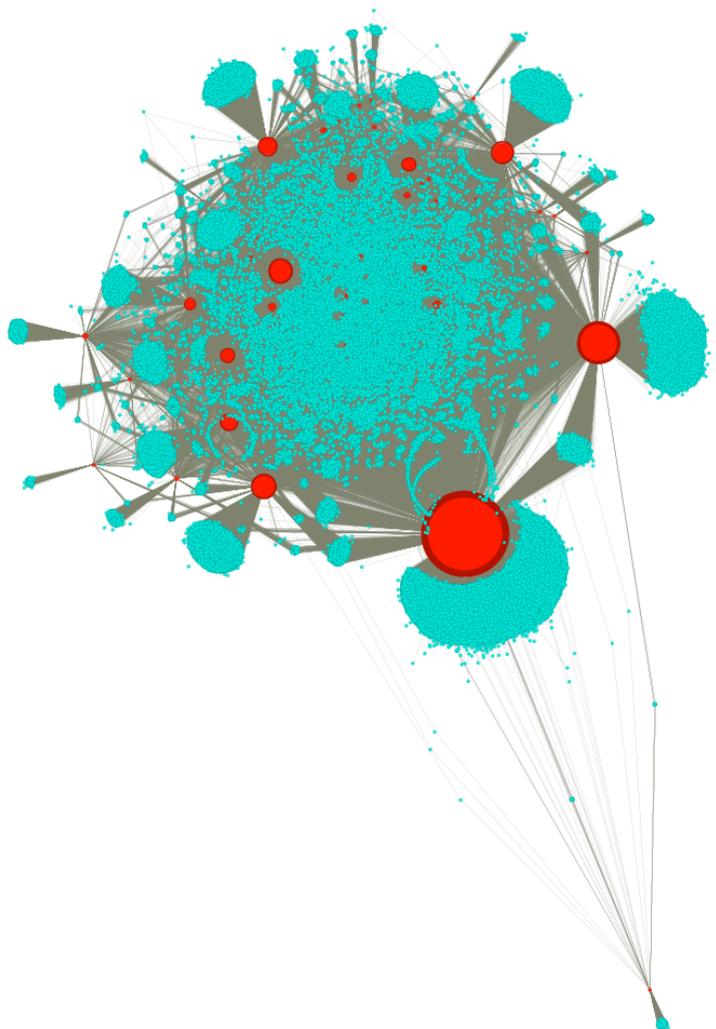


Figura 8. Red Bipartita de bancos y firmas. Los nodos rojos son los bancos y los nodos celestes son las firmas. El tamaño de los nodos está asociado a su grado de conectividad. Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

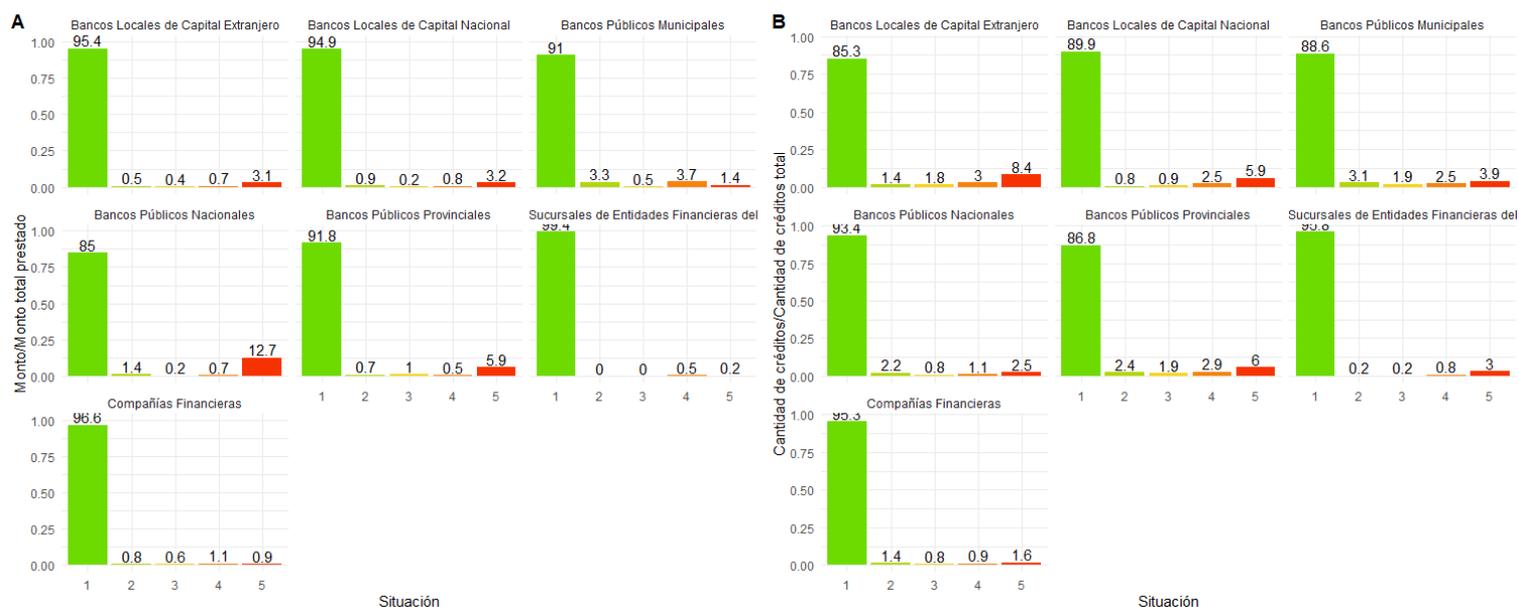


Figura 9. Composición de situaciones según el tipo de banco, de acuerdo a montos (izquierda) y a cantidades (derecha). Fuente: Elaboración propia en base a datos de la Central de Deudores del BCRA.

### Referencias

- Allen, F., & Gale, D. (2000). Financial contagion. *Journal of political economy*, 108(1), 1-33.
- Barabási, A.-L., & Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286(5439), 509-512.
- Battiston, S., Delli Gatti, D., Gallegati, M., Greenwald, B. C., & Stiglitz, J. E. (2012). Liaisons dangereuses: Increasing connectivity, risk sharing, and systemic risk. *Journal of economic dynamics and control*, 36(8), 1121-1141.
- Cesarini, F. (1994). THE RELATIONSHIP BETWEEN BANKS AND FIRMS IN ITALY-A BANKERS VIEW. *Review of Economic Conditions in Italy*, (1), 29-50.
- Chesini, G., & Rossignoli, B. (1995). Multi-banking and customer relationships in the Italian banking system. *Research Papers in Banking and Finance*.
- Cont, R., & Moussa, A. (2010, 12 1). Network structure and systemic risk in banking systems. *Edson Bastos e, Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems*.
- De Masi, G., & Gallegati, M. (2012). Bank–firms topology in Italy. *Empirical Economics*, 43, 851-866.

- Elosegui, P., Forte, F. D., & Montes-Rojas, G. (2022). Network structure and fragmentation of the argentinean interbank markets. *Latin American Journal of Central Banking*, 3(3), 100066.
- Foglia, A., Laviola, S., & Reedtz, M. P. (1998). Multiple banking relationships and the fragility of corporate borrowers. *Journal of Banking & Finance*, 22(10-11), 1441-1456.
- Haldane, A. G., & May, R. M. (2011). Systemic risk in banking ecosystems. *Nature*, 469(7330), 351-355.
- Marotta, L., Miccichè, S., Fujiwara, Y., Iyetomi, H., Aoyama, H., Gallegati, M., & Mantegna, R. N. (2015). Bank-firm credit network in Japan: an analysis of a bipartite network. *PloS one*, 10(5), e0123079.
- Newman, M. E. (2002). Assortative mixing in networks. *Physical review letters*, 89(20), 208701.
- Newman, M. E. (2003). Mixing patterns in networks. *Physical review E*, 67(2), 026126.
- Nier, E., Yang, J., Yorulmazer, T., & Alentorn, A. (2007). Network models and financial stability. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(6), 2033-2060.
- Ongena, S., & Smith, D. C. (2000). What determines the number of bank relationships? Cross-country evidence. *Journal of Financial Intermediation*, 9(1), 26-56.
- Rørdam, K. B., & Bech, M. L. (2009). The topology of Danish interbank money flows. *Banks and Bank Systems*, 4(4), 48-65.