

Analysis of the interbank network and stability of the Argentine financial system

Desanze, Melanie¹ and Ramos, Silvia Adriana ¹ 

¹ Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ingeniería, Argentina

Abstract. This paper analyzes the structure and dynamics of the Argentine interbank network with the aim of understanding the impact of a bank failure and how payment flows between institutions can affect the stability of the financial system. The main problem addressed is the identification of potential systemic vulnerabilities arising from the interconnection between banks, as well as the detection of key institutions whose failure could generate a significant contagion effect.

The methodology applied combines tools from graph theory, machine learning, and simulation. The K-Means Clustering method is used to classify institutions into three groups according to their similar roles in the network. In a later work will apply simulation, the probability of a bank's failure is determined by considering the proportion of the amount it receives from failed banks relative to the total received, and the proportion of the amount that the node sends to other nodes relative to what it receives. Among the most relevant preliminary results, it was identified that the network presents positive characteristics in terms of interconnection and stability.

Keywords: graphs, network dynamics, interbank network.

Análisis de la red interbancaria y estabilidad del sistema financiero argentino

Resumen. El presente trabajo analiza la estructura y dinámica de la red interbancaria argentina con el objetivo de comprender el impacto de la caída de un banco y cómo los flujos de pagos entre las entidades pueden afectar la estabilidad del sistema financiero. El principal problema abordado es la identificación de posibles vulnerabilidades sistémicas derivadas de la interconexión entre bancos, así como la detección de entidades clave cuya caída podría generar un gran efecto de contagio.

La metodología aplicada combina herramientas de teoría de grafos, machine learning y simulación. El método de K-Means Clustering se utiliza para clasificar a las entidades en 3 grupos según sus roles similares en la red. En un trabajo posterior se realizará la simulación se determinará la probabilidad de fallo de un banco considerando la proporción del monto que recibe de los bancos fallidos sobre el total recibido y la pro-

porción de monto que el nodo envía a otros nodos sobre lo que recibe. Entre los resultados preliminares más relevantes, se identificó que la red presenta características positivas en términos de interconexión y estabilidad.

Palabras clave: grafos, dinámica de red, red interbancaria

1 Introducción

1.1 La red interbancaria argentina

El sistema financiero argentino ha enfrentado diversas crisis a lo largo de la historia, poniendo en evidencia la fragilidad estructural del sistema y la necesidad de contar con herramientas que permitan identificar y mitigar los riesgos sistémicos. Las entidades financieras interactúan entre así a través del mercado interbancario de dinero, donde las entidades se prestan dinero a corto plazo para cubrir necesidades temporales de liquidez, y a través del pago y compensación de las transacciones, donde los bancos realizan y reciben pagos por cuenta de sus clientes. Estas transacciones se compensan a través de la Cámara Compensadora Electrónica y generan una deuda o crédito temporal entre las entidades hasta que se saldan los pagos. Teniendo en consideración esto, si uno de los bancos experimenta dificultades como falta de liquidez o insolvencia puede tener un efecto de contagio sobre los demás bancos a los que está conectado.

El objetivo de este trabajo es desarrollar un modelo de red interbancaria argentina para poder analizar los efectos que trae aparejado la caída de un banco a la estabilidad del sistema financiero del país. Este modelo estará basado en las transacciones bancarias efectuadas durante el 2023, las cuales fueron obtenidas de la base de datos del Banco Central de la República Argentina (BCRA).

Se trabajará con los modelos de contagio en redes, como el de Barthélemy *et al* (2005), aplicado a las entidades financieras, como indican Elliott *et al* (2014) y Soramäki *et al* (2007)

Se implementará el análisis de datos y redes para modelar y posteriormente se simulará la interacción entre las entidades financieras para crear el modelo e identificar riesgos sistémicos. La red estará compuesta por los bancos que se representan como nodos y las transacciones (intercambio financiero) que se representan como aristas/enlaces.

2 Desarrollo práctico

2.1 Datos utilizados

El presente trabajo de investigación parte de un conjunto de datos que contiene la cantidad de transacciones individuales e importe entre las distintas entidades financie-

ras que participan en el Sistema Nacional de Pagos durante el 2023. Esta información diaria a su vez está dividida por productos, los cuales son: débitos, transferencias y cheques.

Inicialmente se procedió a realizar una limpieza y estudio de los datos utilizando el lenguaje R. El conjunto de datos contiene 222.076 filas y 6 columnas (fecha, cantidad, importe, banco origen, banco destino y producto). Los valores de importe fueron expresados en millones de pesos para evitar trabajar con números muy grandes. Es posible que algunas transacciones entre dos bancos específicos se repitan en distintos productos, por lo que se decidió agruparlas antes de construir la red.

2.2 Aplicación de grafos

Para armar la red, los nodos representan las entidades financieras, y las aristas las transacciones entre ellas. Para determinar el peso de las aristas se utilizó el importe de las transacciones reflejando el volumen financiero que fluye entre dos bancos. Cuanto mayor sea el importe, mayor será la exposición financiera entre los bancos. Desde el punto de vista de teoría de grafos, podemos clasificar la red como dirigida, ya que las aristas tienen dirección de entidad origen a destino; ponderada; simple, porque no puede haber más de una arista entre dos nodos. Las métricas globales de la red que se calcularán son las siguientes:

Reciprocidad: fracción de enlaces para los cuales existe un enlace en dirección opuesta en la red. Tiene una media de 0,68 y un desvío estándar de 0,02

Distancia: es la longitud del camino más corto entre dos nodos. Tiene una media de 0,52 y un desvío estándar de 0,03

Diámetro: es la excentricidad (distancia máxima a cualquier otro nodo de la red) máxima entre todos los nodos. La media es de 15,82 y el desvío estándar es 15,65

Del análisis surge que la red ningún día está fuertemente conectada pero sí está débilmente conectada. Esto significa que, si se ignora la dirección de las aristas, todos los vértices están conectados de alguna manera, pero cuando se considera la dirección de las aristas, no se puede llegar de cualquier vértice a cualquier otro. Sin embargo, en un grafo débilmente conexo, puede haber varias componentes fuertemente conexas.

El grado medio en la red es de 37.42, y la mediana arroja un valor de 42 y 43, lo que significa que el 50% de los bancos tiene una cantidad de enlaces salientes y entrantes mayor a 42/43, es decir, la mayoría de los bancos tiene una gran cantidad de conexiones. Con respecto a los nodos de entrada, hay una acumulación clara de nodos con grado alto (50-60), es decir, muchas entidades reciben conexiones desde otros bancos. Con relación al grado de salida, se visualiza un comportamiento similar.

Por otro lado, al estudiar los pesos de los enlaces (Weighted_Degree), se observa que los nodos más conectados realizan transacciones de mayor valor y volumen de pagos, es decir, que los bancos que tienen un valor mayor están involucrados en transacciones más voluminosas, por lo que estas entidades pueden representar dependencias importantes entre los bancos y deberían ser monitoreadas para evitar problemas sistémicos. Se analizó la centralidad de intermediación (Betweenness_centrality)

Analizando los histogramas de las entidades surge que la mayoría de las entidades tienen valores bajos de centralidad de intermediación, lo que indicaría que no hay tantas entidades que sean críticas para la conectividad y fluidez de la red.

2.3 Aplicación de modelos de Machine Learning

Con el objeto de identificar patrones y relaciones, se utilizará la técnica de K-Means Clustering para agrupar los nodos según sus características. K-Means Clustering es un algoritmo de clasificación (Machine Learning aprendizaje no supervisado) que consiste en descubrir los grupos que existen en un conjunto de datos. Es un método heurístico en el que, si los datos no están nítidamente segmentados, la conformación de los clusters varia cuando se cambian las semillas (Pulido, 2019).

Inicialmente se determinarán las características de los nodos que voy a usar para realizar el agrupamiento. Para esto, voy a realizar un PCA (análisis de componentes principales) con las métricas calculadas previamente (In_Degree, Out_Degree, Total_Degree, Weighted_Degree_In, Weighted_Degree_out, Weighted_Degree_Total, Betweenness_centrality y Closeness_centrality). Previo a la realización del PCA, se estandarizan de las variables ya que tienen diferente escala.

Se realizó el análisis considerando todo el año y construyendo un grafo consolidado con todas las transacciones del año para así luego calcular las métricas, los PCA y K-Means una sola vez. Se decidió esto ya que, si bien no captura las dinámicas temporales, sí representa mejor la estructura “media” del sistema financiero, es más robusto porque no depende de una fecha puntual y facilita la interpretación de los roles de los bancos en promedio. En cambio, hacerlo para una fecha específica no resulta significativo ya que se podría estar capturando un comportamiento atípico y no refleja el comportamiento estructural a lo largo del año, y hacerlo para todos los días del año requiere mayor carga computacional y se generaría cientos de PCA y clusters volviéndose más difícil su interpretación. En la figura 1 vemos los clústeres obtenidos.

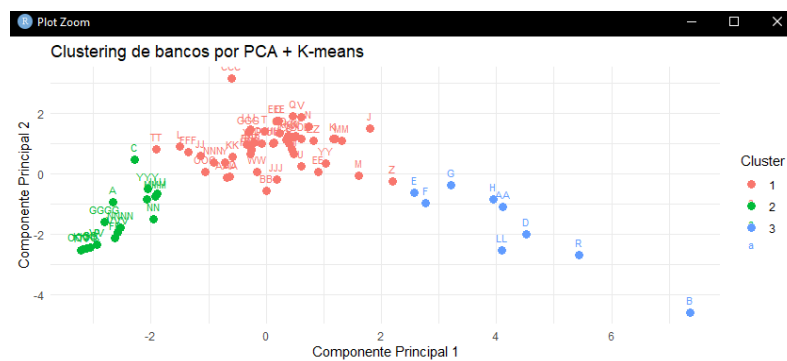


Fig. 1. Clústeres obtenidos desde el grafo ponderado con el importe.

En el cluster 1 (rojo) las entidades tienen una participación media

Del cluster 2 (verde), al igual que antes, se puede visualizar que los PCs tienen valores muy bajos, lo que inicia poca conectividad e influencia, posiblemente sean entidades más pasivas y es poco probable que causen un efecto en cascada considerable.

Para finalizar, en el cluster 3 (azul), al igual que en el grafo ponderado por la cantidad de transacciones, los bancos tienen los valores más altos de centralidad de grado y de peso. Se puede pensar que las entidades de este cluster son las que mayor propagación de fallos podrían causar en la red.

La siguiente etapa del trabajo consistirá en una simulación de la caída de un banco de cada clúster para ver su impacto y si el contagio se propaga más rápidamente dentro de ese grupo o hacia otros clusters.

3 Conclusiones

A través de métricas de redes, se evidencia que la estructura del sistema financiero argentino presenta características que, al fragmentarse, pueden amortiguar la propagación de fallos lo que resulta en un factor de estabilidad en periodos de crisis.

Entre los resultados preliminares más relevantes, se identificó que la red presenta características positivas en términos de interconexión y estabilidad.

Cabe destacar que el modelo es útil para entender los patrones de propagación, pero no para predecir los fallos exactos de cada banco en un contexto real ya que no se cuenta con la información necesaria (entidades que han experimentado dificultades financieras, cuándo y cómo se propagaron los efectos a otras entidades y detalles de la magnitud del impacto) para conocer la distribución real de la probabilidad de fallo de las entidades de la red.

El trabajo continuará con la simulación en la cual se determinará la probabilidad de fallo de un banco considerando la proporción del monto que recibe de los bancos fallidos sobre el total recibido y la proporción de monto que el nodo envía a otros nodos sobre lo que recibe. Para descubrir la distribución real de la probabilidad de fallo en una red financiera es ideal adoptar un enfoque empírico basado en datos históricos de fallos o crisis bancarias

Referencias

- Barthélemy, M., Barrat, A., Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2005). Dynamical Patterns of Epidemic Outbreaks in Complex Heterogeneous Networks. *Journal of Theoretical Biology*, 235(2), 275–288.
- Elliott, M., Golub, B., & Jackson, M. O. (2014). Financial Networks and Contagion. *American Economic Review*, 104(10), 3115–53.
- Pulido, M. (2019, julio). Análisis de Datos mediante clustering. <https://slashmobility.com/blog/2019/07/clustering-como-obtener-agrupaciones-inherentes-en-los-datos/>
- Soramäki, K., Bech, M. L., Arnold, J., Glass, R. J., & Beyeler, W. E. (2007). The Topology of Interbank Payment Flows. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 379(1), 317–333.