



Universidad de
SanAndrés

Universidad de San Andrés

Departamento de Economía

Maestría en Economía

***Too Big to Fail* y Riesgo Sistémico: Un Enfoque de Red
Interbancaria**

Lucía Florencia PAVÓN

DNI 33984254

Mentor: Daniel HEYMANN

Buenos Aires

7 de febrero, 2019

Tesis de Maestría en Economía de
Lucía Florencia PAVÓN

“Too Big to Fail y Riesgo Sistémico: Un Enfoque de Red Interbancaria”

Resumen

Este trabajo estudia las propiedades de un modelo de umbral en una red interbancaria cuando uno de sus nodos es “infectado” a través de un shock idiosincrático: el banco golpeado por el shock entra en estado de cesación de pagos de sus obligaciones con otros bancos de la red. Este default individual tiene el potencial de propagarse y generar una crisis a nivel sistémico. El análisis se centra en dos parámetros fundamentales: el valor del “umbral de contagio”, que establece las condiciones bajo las cuales la infección se transmite de un nodo a otro, y la cantidad promedio de vínculos entre los nodos de la red.

Los resultados muestran que el número de conexiones entre nodos es fundamental para la propagación de la infección cuando el umbral de contagio es muy bajo. A medida que el umbral se incrementa, la probabilidad de que la infección se propague a toda la red disminuye. Estos resultados no varían cuando varía la cantidad de nodos de la red. A partir de cierto nivel mínimo del umbral de contagio, el grado de conectividad de la red no tiene efectos sobre la probabilidad de ocurrencia de una crisis. Dado que los nodos inhiben naturalmente la infección cuando el umbral es lo suficientemente alto sin importar la topología de la red, la fragilidad del sistema podría reducirse mediante una política de regulación orientada a aumentar el umbral de contagio de las instituciones financieras.

Palabras clave: Redes interbancarias; contagio; riesgo sistémico; crisis bancarias; too-big-to-fail; política de regulación

“Too Big to Fail and Systemic Risk: An Interbank Network Approach”

Abstract

This paper studies the properties arising from an interbank network model when one of its nodes is “infected” through an idiosyncratic shock: when stricken, the bank defaults on its liabilities with other banks in the network. This individual default has the potential to propagate through the network, generating a systemic crisis. Analysis is centered on two fundamental parameters: the value taken by the “contagion threshold”, establishing the conditions under which the infection is transmitted from one node to the next, and the average amount of links among nodes in the network.

Results show that the number of connections among nodes is fundamental to infection propagation when the contagion threshold is low. As the threshold rises, the probability of total network infection lowers. These results are invariant to changes in the number of nodes within the network. Starting from a given minimum level of the contagion threshold, the network’s degree of connectivity has no effects on the probability of occurrence of a crisis. As nodes naturally inhibit infection when the threshold is sufficiently high regardless of network topology, system fragility may be reduced by means of a regulatory policy aiming to heighten financial institutions’ contagion thresholds.

Keywords: Interbank networks; contagion; systemic risk; bank crises; *too-big-to-fail*; regulatory policy

Códigos JEL: D85; G21; G01; E58



Universidad de
San Andrés

1. Introducción

En general, el conjunto de bancos de una economía conforma un sistema cuyas partes son altamente interdependientes: cada banco está conectado con los demás a través de los activos y pasivos en su hoja de balance. Cada una de estas conexiones puede ser interpretada como un vínculo que forma parte de una red (Hüser, 2016).

Desde el punto de vista de la teoría de grafos, que constituye la formalización del estudio matemático de las redes de interconexiones, una red o grafo es un objeto definido por un conjunto finito de nodos o vértices vinculados entre sí a través de relaciones, vínculos o *links* (Heymann et al., 2013). En una red interbancaria, los bancos constituyen los nodos que se relacionan entre sí a través de vínculos que toman la forma de derechos y obligaciones en sus hojas de balance.

La creciente interconectividad de la red que conforma el sistema financiero genera un aumento del riesgo sistémico (International Monetary Fund, 2012): una falla en una de sus partes tiene el potencial de propagarse al resto del sistema. En este escenario, los gobiernos tienen incentivos a rescatar a aquellas instituciones consideradas “*too big to fail*” (TBTF), porque su eventual caída amenaza la estabilidad de todo el sistema (Freixas et al., 2000; Elliott et al., 2014). La literatura teórica de redes financieras ha estudiado los procesos de contagio derivados de fallas individuales que resultan en fallas sistémicas y coincide en señalar el peligro que representa el alto grado de interconectividad de la red para la estabilidad del sistema (Kiyotaki & Moore, 1997, 1998, 2002; Goodhart et al., 2004; Upper & Worms, 2004; Haldane & May, 2011; Glasserman & Young, 2015; Acemoglu et al., 2016).

El trabajo seminal de Watts (2002) postula un modelo de interacciones entre agentes en una red aleatoria en la cual cada nodo representa a un agente que toma decisiones a partir de la conducta observada de sus vecinos, donde la vecindad de un nodo se define como el conjunto de nodos que están directamente relacionados con él. En este escenario, el surgimiento de fallas locales como consecuencia de pequeños *shocks* exógenos puede generar cascadas de fallas que se propagan al resto del sistema. Este trabajo estudia las propiedades de un modelo de red interbancaria a la manera de Watts (2002) cuando uno de sus nodos es infectado por un *shock* idiosincrático que tiene el potencial de propagarse y generar una crisis a nivel sistémico.

Uno de los principales hallazgos de la literatura teórica de redes financieras es que la cantidad y la magnitud de las fallas sistémicas dependen de la topología de la red (Allen & Gale, 2000; Freixas et al., 2000; Gai et al., 2011; Lim et al., 2016). En este trabajo se estudia el efecto de los pesos de los vínculos entre los bancos de una red, que representan los derechos y obligaciones en sus hojas de balance, sobre la propagación de una infección originada a partir de un *shock* sobre uno de estos bancos. Este *shock* inicial “infecta” los activos de un banco seleccionado al azar y lo obliga a suspender el pago de todas sus obligaciones: el *default* implica que el banco quiebra porque no puede hacer frente a sus pasivos. Dado que estos pasivos son los activos de otros bancos, ahora estos bancos pueden tener dificultades para enfrentar sus respectivas obligaciones, afectando a su vez a sus contrapartes¹.

¹ Este modelo estudia un escenario simple en el cual aquellos bancos que reciben fondos de un banco que entró en quiebra están en riesgo de incumplir sus propias obligaciones con otros bancos como

Cada banco individual contrae la infección si (i) su volumen de activos es menor al de sus pasivos y (ii) $1 - (\text{Activo}/\text{Pasivo}) > \varphi$. La introducción de la regla de umbral implica que el cambio de estado de un individuo depende no sólo de su propio umbral y del estado de sus vecinos, sino también de la cantidad total de vecinos. Esto es, la topología de la red es un factor determinante de la dinámica del modelo. Es por ello que en este modelo el análisis se centra en dos parámetros fundamentales: el valor del “umbral de contagio” (φ), que establece las condiciones bajo las cuales la infección se transmite de un nodo a otro, y la cantidad promedio de vínculos entre los nodos de la red (k).

A partir de simulaciones numéricas, se estudia la propagación de un *shock* aleatorio en una red donde los pesos de los derechos y obligaciones entre los bancos están uniformemente distribuidos. Se verifica que la topología de la red es un factor determinante de la propagación de la infección: un mayor grado de conectividad aumenta la cantidad de agentes infectados. Sin embargo, el umbral de contagio también tiene un rol importante: para altos grados de conectividad, un aumento en el valor del umbral disminuye la probabilidad de que se genere una crisis. Esta propiedad, identificada por Watts (2002) y Gai & Kapadia (2010), surge porque en un sistema con un alto grado de interconectividad las pérdidas ocasionadas por el *default* de una institución individual pueden dispersarse y ser absorbidas entre muchas otras instituciones. Esto permite que los efectos de una gran proporción de los *shocks* iniciales se diluyan antes de propagarse muy lejos, disminuyendo la probabilidad de que se generen cascadas a nivel sistémico. Para valores muy bajos del umbral, la red es demasiado frágil para contener la infección, sin importar la cantidad de nodos entre los cuales se distribuyan las pérdidas derivadas del *shock* inicial.

La topología de una red en la cual los pesos de los derechos y obligaciones de los bancos se encuentran distribuidos de manera uniforme, asegurando que ninguno de ellos posee un patrimonio significativamente mayor al de los demás, no coincide con las características observadas en los sistemas bancarios en el mundo real. Un *ranking* de las 50 instituciones bancarias más grandes de USA, confeccionado en 2013 por el periódico The Wall Street Journal², muestra que la suma de los activos de las 4 primeras instituciones de la lista es un 37% mayor que la suma del conjunto de activos de las restantes 46 instituciones. Estos 4 grandes bancos se ajustan a la caracterización de TBTF. El siguiente paso en el análisis es introducir la presencia de instituciones TBTF en la red, lo cual tiene como consecuencia que la distribución de los pesos de las conexiones entre nodos deja de ser uniforme para volverse asimétrica.

Los resultados de la simulación de un *shock* aleatorio en una red donde una fracción de los bancos es considerada como TBTF muestran que cuando el umbral de contagio de la infección es muy bajo no hay grandes diferencias en la propagación de la infección en una red uniforme y en una con bancos TBTF. Cuando el umbral aumenta, sin embargo, la probabilidad de que se produzca una

consecuencia de la repentina falta de financiamiento. El modelo no se pregunta qué ocurriría con las restricciones de liquidez de las contrapartes de los bancos que cayeron si estos agentes pudieran financiarse con otros bancos del sistema.

² La lista incluye a todos los bancos comerciales e hipotecarios con base en USA, ordenados según el volumen de sus activos totales.

Fuente: <http://blogs.wsj.com/moneybeat/2013/09/26/the-top-50-u-s-banks-by-assets/>

crisis es menor en este escenario que en el de una red uniforme. Este resultado surge como efecto de la asimetría en la distribución de los pesos de los nodos: inicialmente, los nodos con vínculos más pesados impulsan la propagación de la infección, pero este efecto se agota rápidamente; la transmisión se hace más lenta y se diluye al alcanzar nodos con vínculos más débiles, disminuyendo la probabilidad de que la infección se propague a la totalidad del sistema. Este fenómeno, llamado “cascada parcial”, es identificado por Unicomb et al. (2018) y es el resultado de la distribución asimétrica de los pesos de las conexiones entre los bancos de una red donde una parte de las instituciones es considerada TBTF.

Finalmente, es más probable que se genere una crisis cuando el *shock* inicial recae sobre un banco TBTF que sobre uno con un patrimonio menor, excepto cuando la red alcanza el máximo grado de interconectividad entre nodos. En este escenario, se produce un resultado interesante: cuando cada uno de los bancos tiene vínculos con todos los otros bancos del sistema, dos efectos se combinan para eliminar la posibilidad de que se produzca una crisis. En primer lugar, la presencia de bancos TBTF asegura que los efectos del *shock* inicial se harán más débiles al propagarse hacia nodos con conexiones livianas; en segundo lugar, el altísimo grado de interconectividad entre bancos asegura que las pérdidas resultantes del *default* inicial de un banco TBTF se dispersarán y serán absorbidas entre todos los otros bancos de la red. Entonces, la probabilidad de que la infección alcance al total de la población se hace igual a 0. Este resultado no depende del tamaño del umbral.

Aun cuando es más probable que se produzca una crisis si el *shock* inicial recae sobre un banco TBTF, la crisis en una red con instituciones TBTF es en general más rara que en una red uniforme. Esto ocurre porque en una red con instituciones TBTF el patrimonio de los bancos grandes puede actuar como mecanismo de contención de la infección, disminuyendo la probabilidad de que se produzca una crisis.

Para analizar la sensibilidad de los resultados alcanzados cuando la red está compuesta por 50 nodos, se repiten los ejercicios realizados con redes de 40 y 60 nodos. Los resultados de estos nuevos ejercicios robustecen la conclusión que surge de los ejercicios originales: el umbral de contagio es el principal mecanismo de inhibición de la propagación de una falla en el sistema. Si el umbral es lo suficientemente alto, el grado de conectividad de la red no tiene efectos sobre la propagación de fallas en el sistema.

Estos resultados muestran que cuando el umbral de contagio no es muy bajo el efecto del aumento en la cantidad de conexiones entre bancos es ambiguo para altos grados de conectividad. A su vez, en todos los ejercicios de simulación realizados los nodos inhiben naturalmente la infección cuando el umbral es lo suficientemente alto, sin importar la topología de la red. Este hallazgo sugiere que la fragilidad del sistema podría reducirse mediante una política de regulación orientada a aumentar el umbral de contagio de las instituciones financieras. Experimentos teóricos que estiman el impacto de distintas políticas de regulación encuentran que el requerimiento de una ratio mínima de activos líquidos a obligaciones de corto plazo en las hojas de balance de los bancos contribuye a disminuir el riesgo sistémico (Gai et al., 2011; Haldane & May, 2011; Aldasoro et al., 2017). Esta clase de medidas no tienen como objetivo disminuir el grado de conectividad del sistema, sino el grado de apalancamiento de las instituciones individuales que lo componen, aumentando la resiliencia de cada banco frente a *shocks*, y en el caso de un *default*

individual, disminuyendo el riesgo de propagación de la infección. Una intervención orientada a aumentar φ en lugar de reducir k contribuye a aumentar la robustez del sistema a partir del fortalecimiento de sus partes.

La literatura de fenómenos de contagio en redes financieras se enfoca en el grado de conectividad entre nodos como principal mecanismo de propagación de fallas en el sistema, y concuerda en señalar que altos grados de conectividad en la red favorecen el contagio (Castiglionesi & Navarro, 2008; Gai & Kapadia, 2010; Wagner, 2010; Allen et al., 2012; Battiston et al., 2012; Acemoglu et al., 2015). Este trabajo no sólo se enfoca en el estudio del grado de conectividad, sino también en el del umbral de contagio. Si bien se arriba a la misma conclusión que la literatura mencionada –mayores grados de conectividad en general aumentan la probabilidad de contagio–, el principal aporte de este trabajo es el hallazgo de que el grado de conectividad no es el único factor determinante de fallas en el sistema: el umbral de contagio es aún más importante, porque puede inhibir totalmente la propagación de la infección si es lo suficientemente alto, sin importar el grado de conectividad. La identificación del umbral de contagio como principal mecanismo de inhibición de la propagación de fallas en el sistema resalta la pertinencia de las medidas de regulación tendientes a aumentar la resiliencia de las instituciones financieras individuales frente a *shocks* exógenos, no a disminuir el grado de conectividad del sistema financiero en su conjunto.

El resto del trabajo se organiza como sigue. En la Sección 2 se describe el marco teórico sobre el cual se fundamenta el modelo de red interbancaria. En la Sección 3 se presenta el modelo y se realizan ejercicios de simulación numérica para evaluar los efectos de *shocks* idiosincráticos a nivel sistémico. En la Sección 4 se presentan las conclusiones.

2. Modelos de contagio en redes en contextos sociales³

Una infección potencialmente epidémica puede representarse como un fenómeno de contagio, que es un proceso en el cual un organismo sano pero susceptible de ser contagiado (S) es infectado por otro individuo que ha adquirido previamente la enfermedad (I). Dependiendo del tipo de infección, el individuo que contrajo la enfermedad puede morir (D), recuperarse y quedar temporalmente inmunizado (R), recuperarse y volver al estado de susceptibilidad o quedar infectado indefinidamente. En la modelación de estos procesos de contagio las letras S, I, D y R representan los diferentes estados que la enfermedad puede tomar en un individuo. Una secuencia de estas letras identifica los estados que atraviesa la enfermedad (por ejemplo, SI, SIS, SIR, etc.)

En una epidemia, la probabilidad de contagio depende, en general, de la cantidad de agentes infectados: la probabilidad de adquirir la enfermedad crece con el número de infectados. El contagio se representa como un fenómeno de umbral que depende de un parámetro de probabilidad. Si los vínculos entre los individuos están representados por una red, el riesgo de contagio de cada individuo o nodo es una función de la población que habita su vecindad, y las características de la propagación dependen de la topología de la red.

³ El contenido de esta sección fue extraído de Heymann et al. (2013).

2.1 El modelo SI

Sea un proceso de contagio SI en una población de N individuos que conforman una red aleatoria con K conexiones o vínculos. Luego, el grado promedio de conectividad de la red es $k = 2K/(N - 1)$. En este escenario, cada individuo tiene la misma cantidad de vecinos k .

Se supone que un individuo puede tomar dos estados respecto a una infección: susceptible (S) o infectado (I). Un individuo en estado S tiene una probabilidad p de contagiarse la infección de cada uno de sus vecinos en estado I. Sea $s(t)$ la proporción de individuos en estado susceptible e $i(t)$ la proporción de individuos en estado infectado en el momento t , puede describirse la evolución de la población mediante las siguientes leyes de movimiento:

$$s(t + 1) = s(t) - k^* s(t)i(t)$$

$$i(t + 1) = i(t) + k^* s(t)i(t)$$

donde $k^* = p(k)$. La población susceptible disminuye a una tasa $k^* s(t)i(t)$ cuando un individuo en estado S interactúa con un individuo en estado I. Dado que $s(t) + i(t) = 1$, se puede reemplazar el valor de $s(t)$ en la segunda ecuación para obtener:

$$i(t + 1) = f[i(t)] = \{1 + k^*[1 - i(t)]\}i(t)$$

Esta ecuación tiene un estado estacionario en el cual $i^* = i(t) = i(t + 1)$ cuando:

$$i^* = 1$$

Esto es, el estado estacionario de un modelo SI se alcanza cuando todos los individuos de la población se encuentran en el estado infectado.

2.2 El modelo de umbral local

Una aplicación del modelo SI, en el cual los agentes infectados no cambian de estado, corresponde a un escenario en el que la transmisión de la enfermedad se produce como consecuencia de la influencia conjunta ejercida sobre un individuo por aquellos que habitan su vecindad. El criterio que determina la contracción de la enfermedad establece que un individuo la adquiere si la fracción de sus vecinos que ya se encuentra infectada es mayor a un umbral $\varphi \in [0,1]$.

En un contexto social, el escenario descrito puede asimilarse al proceso de adopción de modas: un individuo adopta la moda si observa que una determinada cantidad de sus vecinos lo ha hecho. Watts (2002) analiza este proceso de propagación de modas con umbrales individuales para explicar el fenómeno de ocurrencia de pequeños *shocks* que forman cascadas disruptivas en grandes sistemas. El cambio de estado de un individuo depende no sólo de su propio umbral y del estado de sus vecinos, sino también de la cantidad total de vecinos. Esto es, la topología de la red es un factor determinante de la dinámica del modelo.

3. Un modelo de red interbancaria

Se propone un modelo SI de umbral local a la manera de Watts (2002) para representar una red de inter-relaciones entre un conjunto de instituciones bancarias.

Sea una red aleatoria compuesta por N agentes, cada uno de ellos representado por un nodo, con un grado promedio de conectividad k . La red está representada por una matriz $A^{N \times N}$ llamada matriz de adyacencia, que define los vínculos entre los nodos, donde cada elemento a_{ij} es un número real tal que $a_{ij} \in [0, X]$ y $X \geq 1$. El intervalo $[0, X]$ contiene las magnitudes de los pesos de los vínculos de cada individuo con los demás, implicando con ello que se trata de un grafo pesado o multigrafo.

Cada columna de la matriz A es un nodo, cada uno de los cuales representa a una institución bancaria. La suma de los elementos de la columna $n \in N$ es el volumen de pasivos, mientras que la suma de los elementos de la fila n constituye el conjunto de activos de la institución n . Los bancos están conectados entre sí a través de sus hojas de balance: el elemento a_{ij} representa los préstamos del banco i contra el banco j ; esto es, el elemento a_{ij} constituye un activo para el banco i y un pasivo para el banco j . La matriz A es asimétrica porque está asociada a un grafo dirigido, y tiene ceros en la diagonal, lo cual significa que no se admiten autoconexiones.

El sistema se encuentra en equilibrio hasta que en el momento $t = 0$ un banco individual sufre un *shock* idiosincrático aleatorio sobre sus activos que lo obliga a suspender el pago de todas sus obligaciones: el *default* implica que el banco quiebra porque no puede hacer frente a sus pasivos. Dado que estos pasivos son los activos de otros bancos, ahora estos bancos pueden tener dificultades para enfrentar sus respectivas obligaciones, afectando a su vez a sus contrapartes. Este evento tiene el potencial de generar una cascada de *defaults* que puede extenderse a través de todo el sistema, generando una crisis.

Implementación computacional

El proceso de implementación computacional de este modelo se desarrolla como sigue. En primer lugar, se define un vector I con el estado de cada agente: 0 si está “sano” y 1 si está “infectado”. En $t = 0$ se elige un banco al azar y se lo “infecta” (esto es, se le administra un *shock* idiosincrático, haciéndolo entrar en *default*). Luego, un algoritmo localiza a todos aquellos individuos que no han sido infectados y, para cada uno de ellos, verifica la proporción de bancos vecinos infectados y las condiciones para el contagio: (i) el volumen de activos es menor al de pasivos y (ii) $1 - (\text{Activo}/\text{Pasivo}) > \varphi$. Si estas condiciones se satisfacen, entonces el agente se infecta (entra en *default*) y cambia su estado en el vector I . Una vez que el algoritmo realizó este procedimiento para cada uno de los bancos no infectados, se genera el nuevo valor del vector I , que contiene a todos los agentes infectados en la última iteración. A continuación, se vuelve a iterar sucesivamente sobre el algoritmo hasta que no queda ningún individuo en estado sano susceptible de ser infectado. Finalmente, el algoritmo registra el tamaño del grupo en estado 1 y la cantidad de iteraciones que resultaron necesarias para constituir ese grupo. El equilibrio de este modelo se alcanza cuando todos los agentes se “contagian”; es decir, cuando todos los bancos entran en *default*, generando una crisis del sistema. El objetivo de este trabajo es estudiar el comportamiento de la cascada que dispara un *default*

individual. Heymann & Leijonhufvud (2014) sostienen: “How large a default avalanche has to be to qualify as a ‘financial crisis’ is a matter that cannot be given a clear-cut definition a priori.” Esto es, la cantidad de bancos que deben quebrar para que se produzca una crisis en este modelo es arbitraria. Se decide entonces estudiar el caso extremo y suponer que el equilibrio se alcanza cuando todos los bancos del sistema quiebran, generando una crisis financiera.

Se estudiarán los efectos de un *shock* idiosincrático sobre un banco individual que forma parte de una red aleatoria compuesta por 50 bancos. Cuando $i \neq j$, cada elemento a_{ij} de la matriz de adyacencia asociada a esta red toma el valor de un número natural extraído de una distribución uniforme discreta sobre el intervalo $[0, 10]$. Cuando $i = j$, a_{ij} es igual a 0. La distribución uniforme de los pesos de las conexiones entre nodos, que representan los volúmenes de activos y pasivos de los bancos, asegura que ningún individuo posea un patrimonio significativamente mayor o menor al de los demás.

Se llevará a cabo un ejercicio de simulación numérica de 40 realizaciones del *shock* para cada uno de los elementos del intervalo $[1, 49]$, que contiene los valores enteros que puede tomar el grado de conectividad de la red. Dado que la cantidad de nodos que componen la red es 50, 49 es el máximo número de conexiones que pueden existir entre ellos. Este ejercicio se llevará a cabo para distintos valores del umbral de contagio φ con el objetivo de evaluar cómo influye el valor de este umbral sobre la propagación de la infección. Se estudiarán las siguientes magnitudes:

- Cantidad media de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario.
- Cantidad máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario.
- Tamaño promedio del grupo alcanzado por la infección.
- Tamaño máximo del grupo alcanzado por la infección.
- Probabilidad (frecuencia) de ocurrencia del grupo de tamaño máximo dentro del conjunto de repeticiones del modelo. Esta variable define cuán probable es que se genere una crisis.

3.1 Efectos de un *shock* aleatorio sobre una red uniforme

El primer ejercicio propuesto supone una red bancaria donde los pesos de los derechos y obligaciones entre los nodos se distribuyen uniformemente. Esta distribución se eligió para representar una red homogénea en términos del tamaño de sus nodos, con el objetivo de que no existan nodos con importancia sistémica. Los resultados de simulaciones de *shocks* sobre esta red se utilizarán como *benchmark* para analizar los efectos de la introducción de agentes TBTF.

Se realizarán 40 simulaciones numéricas para cada valor del grado de conectividad k con distintos niveles del umbral de contagio φ sobre el intervalo $[0, 1]$. Se reportarán los resultados para valores puntuales de φ que reflejen la evolución en la propagación de la infección a medida que se incrementa el umbral de contagio con el objetivo de verificar si se cumple el hallazgo de Heymann et al. (2013), que encuentran que la propagación de la infección se reduce a medida que aumenta el umbral de contagio, y si existe algún nivel del umbral para el cual la propagación de la infección sea nula. En la Figura 1 se muestran los resultados de las simulaciones cuando el umbral de contagio es del 10% (esto es, $\varphi = 0,1$). El panel superior muestra las cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. En el panel inferior se observan los tamaños medio

y máximo del grupo de individuos infectados, junto con la probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo.

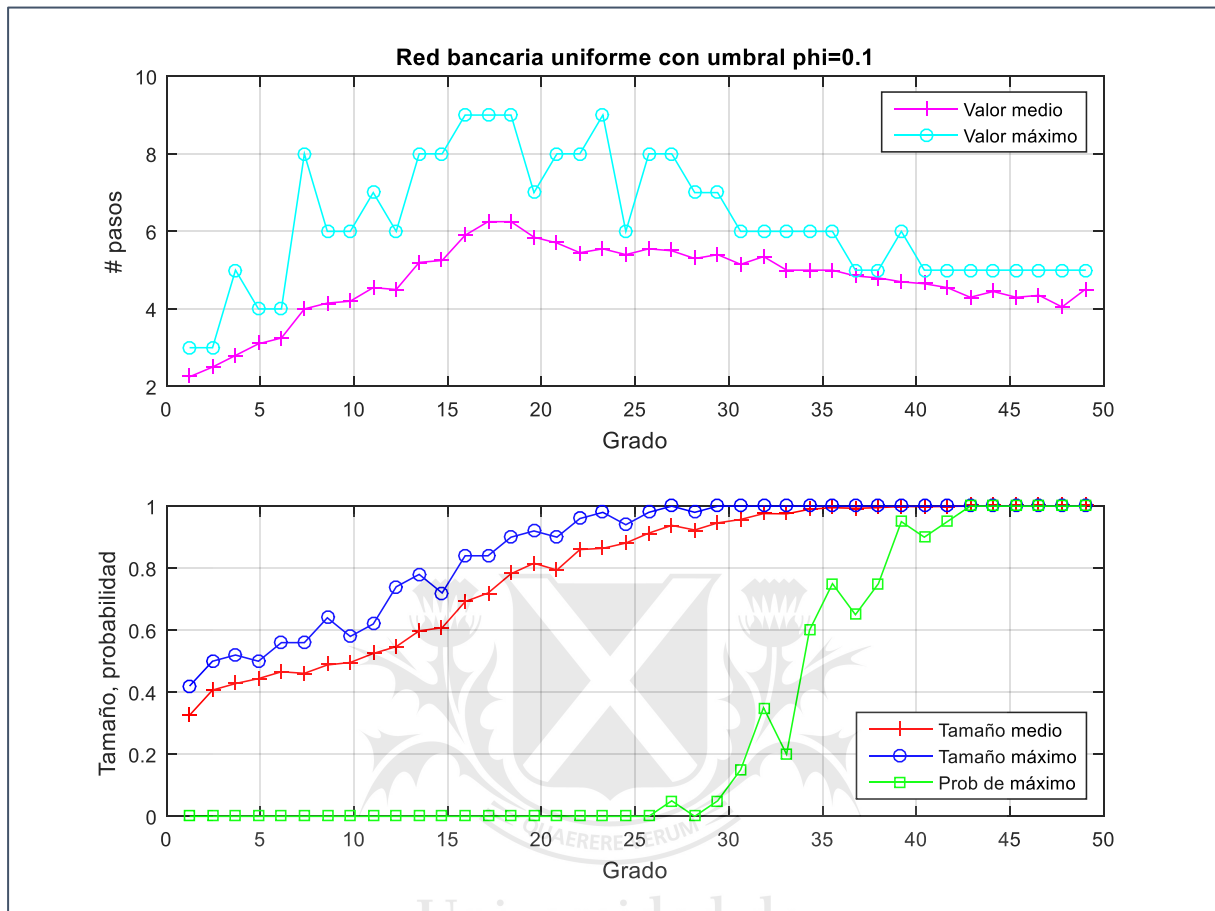


Figura 1. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

Cuando el grado de conectividad es bajo, la probabilidad de que la infección alcance al grupo de tamaño máximo es igual a cero, y también es nula la probabilidad de que se genere una crisis. Tanto el grupo de tamaño medio como el de tamaño máximo de infectados aumentan al aumentar el grado de conectividad, y las cantidades media y máxima de pasos de iteración necesarios para alcanzar el estado estacionario comienzan a descender a partir del momento en el cual la probabilidad de ocurrencia de una crisis se hace distinta de 0.

El grado de conectividad k tiene un valor crítico dentro del intervalo $26 < k < 30$. Antes de alcanzar el punto crítico, la red es capaz de soportar niveles cada vez más altos de conectividad entre nodos con una probabilidad nula de que se genere una crisis. Cuando se sobrepasa el valor crítico, la red se hace demasiado conectada como para contener la infección: este cambio de fase en el cual el tamaño del grupo máximo de nodos infectados converge al tamaño de la población total se llama transición de percolación. A partir del cambio de fase, la probabilidad de ocurrencia de una crisis se hace distinta de 0.

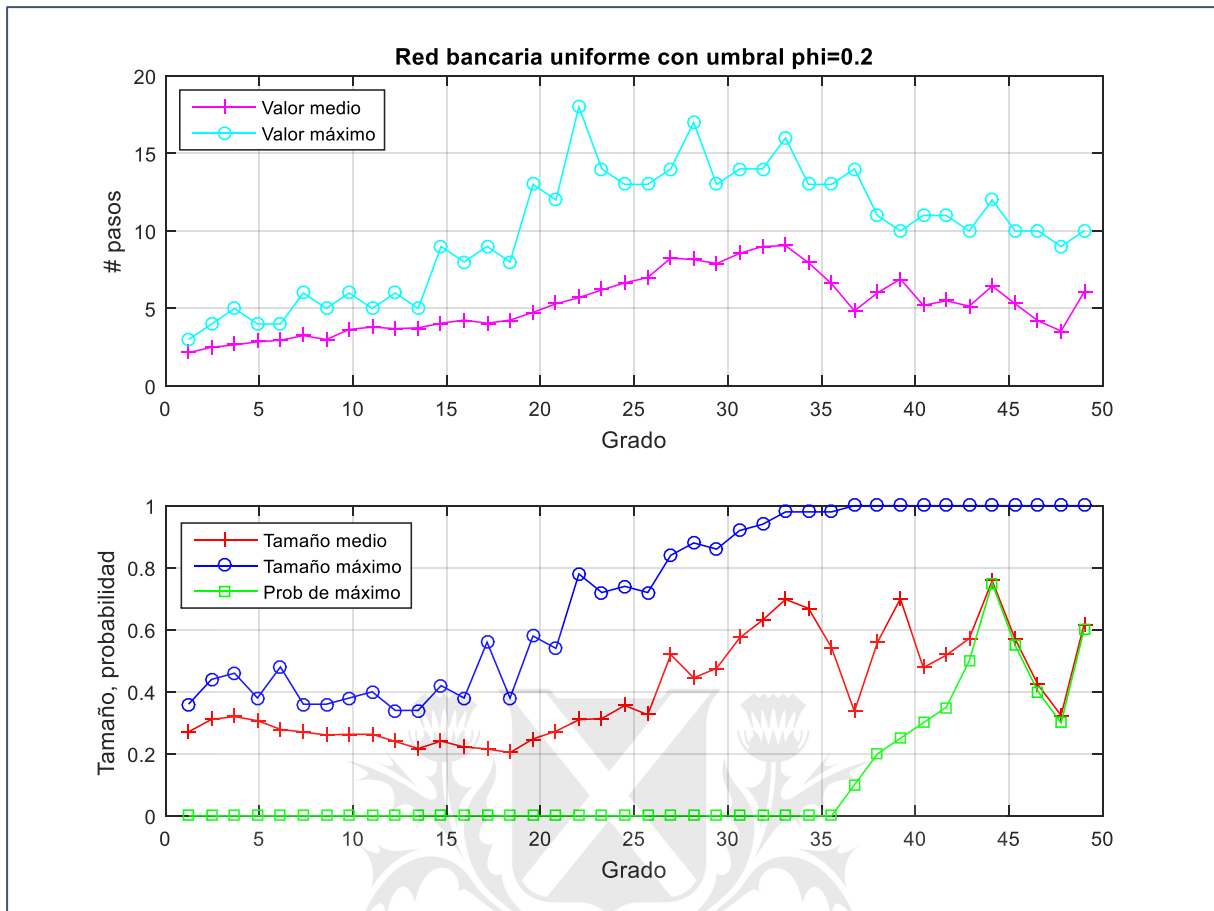


Figura 2. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

Para un umbral de contagio del 10%, el grado de propagación de la enfermedad es mayor para mayores grados de conectividad de la red. Para muy altos grados de conectividad ($k \geq 43$), se produce una crisis con probabilidad igual a 1. Un grado de conectividad bajo actúa como mecanismo de contención de la infección, confinándola a un grupo promedio tanto menor cuanto menor sea el número de conexiones entre individuos. Pero a medida que aumenta k , se hace más probable que cada banco se endeude por encima de su volumen de activos. Cuando esto ocurre, el banco se encuentra en estado vulnerable de ser infectado, dependiendo de la magnitud del umbral de contagio. Cuando el umbral es muy bajo, como en este caso, se incrementa la probabilidad de infección. En el límite, cuando cada banco individual tiene conexiones con todos o casi todos los bancos del sistema, la infección se propaga a todo el sistema.

En la Figura 2 se establece un umbral de contagio más alto: $\phi = 0,2$. En este escenario, la probabilidad de que la infección se propague a la totalidad del sistema es nula para bajos grados de conectividad y la red es capaz de soportar mayores niveles de conectividad entre nodos que cuando $\phi = 0,1$ antes de que la probabilidad de crisis sea distinta de 0. La transición de percolación se produce para un grado de conectividad ligeramente más alto, en el intervalo $33 < k < 37$, y la velocidad de propagación de la infección cuando la probabilidad de crisis es distinta de 0 es menor.

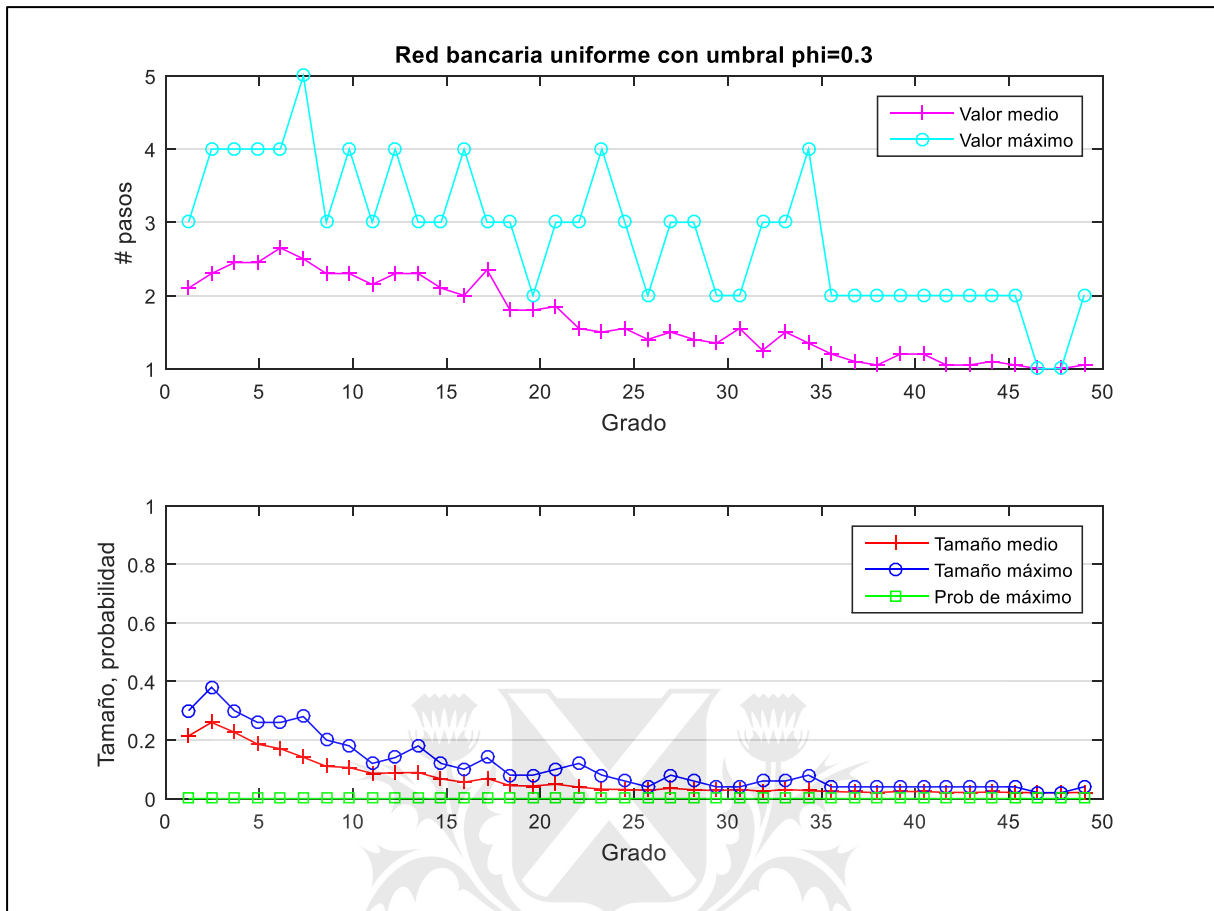


Figura 3. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

Cuando $\phi = 0,2$, ya no hay valores de k para los cuales la infección se propague con certeza a todo el sistema. Sin embargo, la probabilidad de que se produzca una crisis es distinta de 0 para altos grados de conectividad, alcanzando su valor máximo cuando $k = 44$. Para valores más altos de k , la probabilidad de una propagación total de la infección es menor. Este resultado, que no se produce cuando $\phi = 0,1$, es consistente con un hallazgo de Watts (2002) y Gai & Kapadia (2010): en un sistema con un alto grado de interconectividad, las pérdidas ocasionadas por el *default* de una institución individual pueden dispersarse y ser absorbidas entre muchas otras instituciones. Cada uno de los nodos tiene tantos vecinos que la probabilidad de que la propagación de un *shock* inicial sea impedida por un nodo estable (i.e., inmune a la infección) es mayor. Entonces, los efectos de una gran proporción de los *shocks* iniciales se diluyen antes de propagarse muy lejos, dando la impresión de que las cascadas son un evento raro. Esto se observa en la divergencia entre los tamaños medio y máximo del grupo infectado cuando la probabilidad de crisis se hace distinta de 0. Sin embargo, cuando la infección logra propagarse, el alto grado de conectividad entre las instituciones las hace más vulnerables al contagio. En este escenario, la crisis es más difícil de predecir. Dado que este resultado no se observa cuando el valor del umbral es muy bajo, puede deducirse que el surgimiento de esta propiedad del sistema es condicional a que ϕ sea lo suficientemente alto como para conferir cierto grado de resiliencia a la red. Esta propiedad es evidencia de la naturaleza “robusta pero frágil” del sistema: la

red puede parecer estable y soportar muchos *shocks* externos (es robusta), pero puede, de un momento a otro, sucumbir a una cascada aparentemente sin explicación (es frágil) (Watts, 2002).

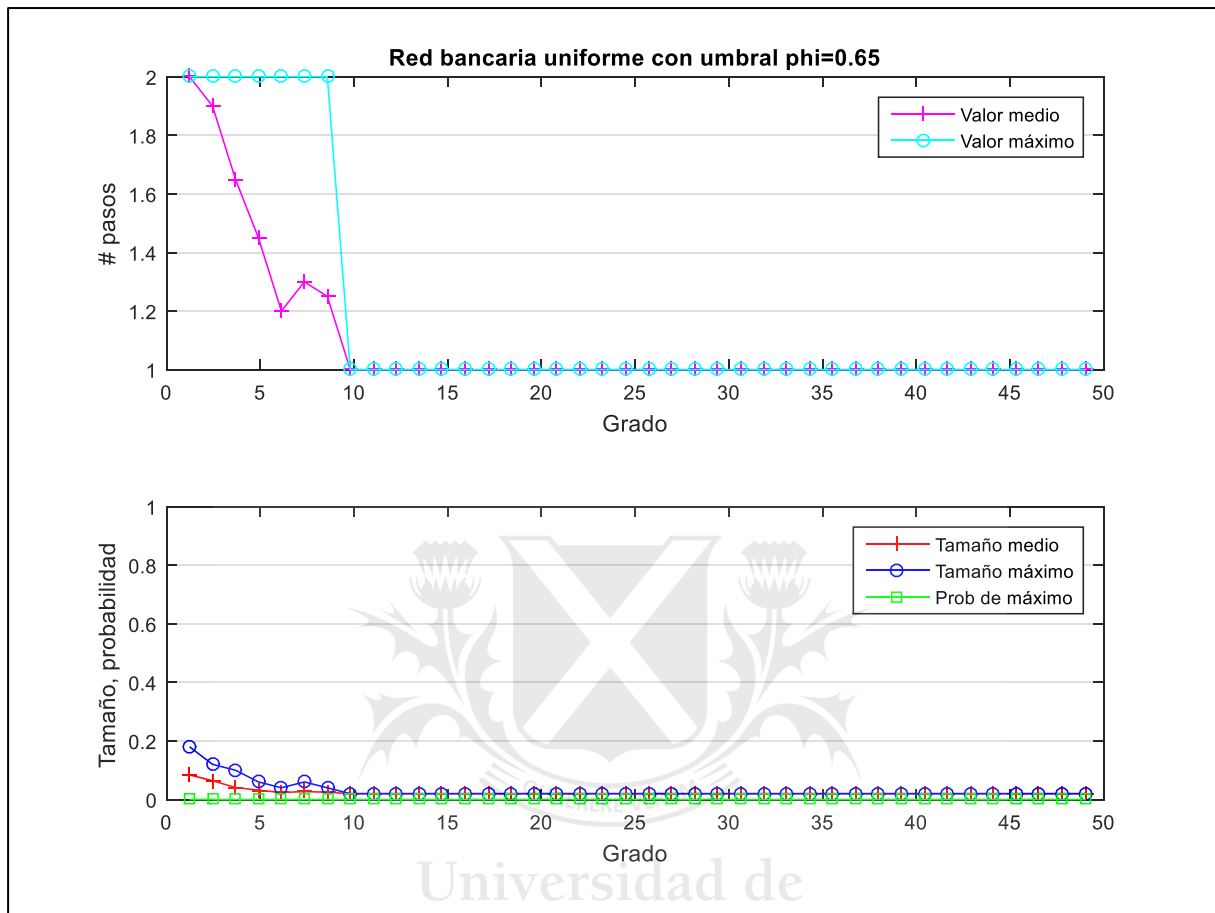


Figura 4. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

En la Figura 2, al igual que en la Figura 1, se observa que la topología de la red es un factor determinante de la propagación de la infección: un mayor grado de conectividad aumenta la cantidad de agentes infectados. Sin embargo, el umbral de contagio también tiene un rol importante: a diferencia del caso de la Figura 1, no es posible afirmar con certeza que se producirá una cascada de *defaults* que desencadene una crisis para valores muy altos de k .

La repetición de los ejercicios de simulación para distintos valores del umbral de contagio muestra que la propagación de la infección es menor para mayores valores del umbral. La Figura 3 muestra que para $\phi = 0,3$ el grupo de tamaño máximo ya nunca es igual al total de la población, con lo cual la crisis no se produce. Aún más, la probabilidad de que la infección alcance al grupo de tamaño máximo es nula para cualquier grado de conectividad. Sin embargo, la infección alcanza a algunos bancos, cada vez menos a medida que aumenta el grado de conectividad. Finalmente, como muestra la Figura 4, cuando $\phi = 0,65$, la infección no se propaga: el tamaño medio del grupo alcanzado por la infección tiende a cero. Entonces, los agentes con altos umbrales de contagio inhiben naturalmente la contracción de la

infección, sin importar la topología de la red. Esta propiedad es consistente con lo expuesto en Heymann et al. (2013).

3.2 Efectos de un *shock* aleatorio sobre una red con instituciones TBTF

El siguiente paso en el análisis es la modificación de la topología de la red mediante la introducción de nodos con alto volumen patrimonial respecto al promedio del volumen del resto de los bancos de la red. El objetivo de este ejercicio es analizar cómo se propaga la infección en un escenario similar al reflejado en el *ranking* de The Wall Street Journal que se menciona más arriba, donde un pequeño número de instituciones financieras concentran un volumen patrimonial mucho mayor al del promedio, lo cual les confiere importancia sistémica. El conjunto de bancos con esta característica debe representar una proporción pequeña del total de bancos de la red, pero la decisión de la cantidad exacta a incluir es arbitraria. Entonces, se decide incorporar cuatro bancos de gran tamaño, haciendo alusión al *ranking* de The Wall Street Journal.

Manteniendo constante la cantidad de nodos, se incluye la presencia de 4 instituciones dotadas del máximo volumen patrimonial dentro de los límites establecidos para el peso de los vínculos entre nodos⁴. El volumen patrimonial de estas instituciones introduce una asimetría en la distribución de los pesos de los vínculos entre nodos. Se considerará a estas instituciones como TBTF y se analizarán las diferencias en los efectos de la propagación de un *shock* a través del sistema con respecto al caso de la red de distribución uniforme de la sección 3.1. Nuevamente se realizarán 40 simulaciones numéricas para cada valor del grado de conectividad k con distintos niveles de φ sobre el intervalo $[0, 1]$. Se reportarán los resultados para valores puntuales de φ que reflejen la evolución en la propagación de la infección a medida que se incrementa el umbral de contagio.

En la Figura 5 se muestran los resultados de los ejercicios de simulación numérica sobre una red con instituciones TBTF cuando el umbral de contagio es $\varphi = 0,1$ y el *shock* idiosincrático se administra sobre un banco con un patrimonio pequeño en comparación con el de una de estas instituciones.

Para bajos valores de k , la probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo es nula. Las Figuras 1 y 5 son muy similares: en ambas las magnitudes de los grupos medio y máximo alcanzados por la infección exhiben un crecimiento casi proporcional a medida que aumenta el grado de conectividad de la red y la distancia entre ellas disminuye a medida que aumenta k . En ambos casos se produce una transición de percolación dentro del intervalo $26 < k < 30$.

Cuando el grado de conectividad es muy alto ($k = 43$), la probabilidad de que la infección se propague a todo el sistema converge a 1. Para el caso de la red uniforme, esta convergencia se produce exactamente para el mismo valor de k . Además, en este punto el número máximo de pasos necesarios para alcanzar el grupo máximo de infectados es el mismo para ambas especificaciones de la red; es decir, a partir de la transición de percolación, la propagación de la infección a la totalidad del sistema se produce a la misma velocidad tanto en una red uniforme como en una con instituciones TBTF.

⁴ La distribución de los pesos de las conexiones entre los restantes 46 nodos es la misma que para la sección 3.1.

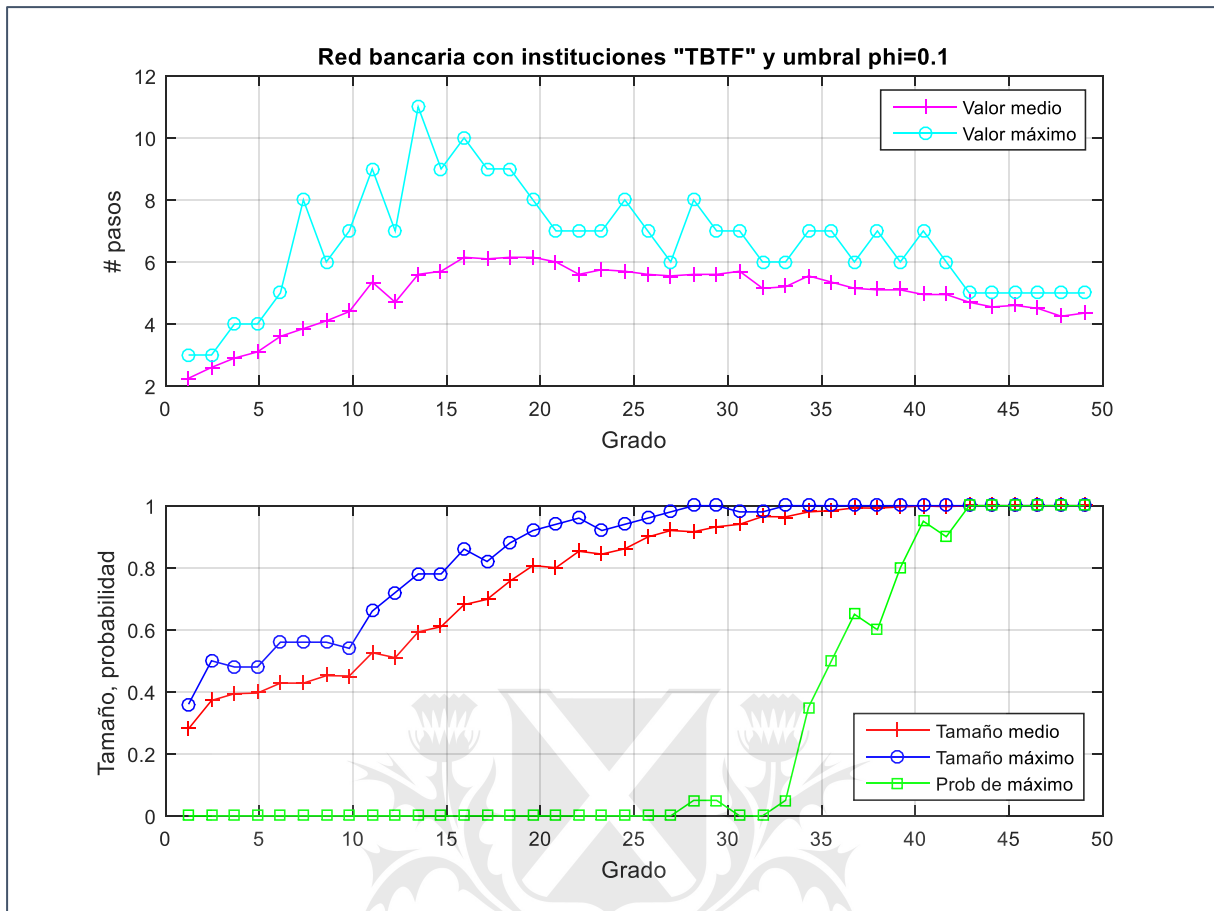


Figura 5. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

Entonces, cuando el umbral de contagio es bajo, la probabilidad de un *default* sistémico aumenta cuanto mayor es el grado de conectividad de la red. La crisis sólo ocurre con una alta probabilidad cuando cada banco tiene vínculos financieros con todos o casi todos los otros bancos del sistema. Estos resultados sugieren que para $\phi = 0,1$ las diferencias en los efectos de un *shock* sobre una red uniforme y sobre una con instituciones TBTF no son significativas. Luego, puede concluirse que cuando el umbral de contagio es bajo y el *shock* inicial recae sobre un banco con un patrimonio pequeño en comparación con el de uno TBTF, el peso del patrimonio de los agentes TBTF no es determinante para la propagación del *shock*, sino que es el grado de conectividad de la red el elemento fundamental para el surgimiento de la crisis.

En la Figura 6, donde el umbral de contagio es $\phi = 0,2$, la máxima probabilidad de que la infección se propague a la totalidad del sistema ocurre para el mismo valor que en la Figura 2: $k = 44$. Para valores más altos de k , esta probabilidad es menor. Sin embargo, la máxima probabilidad de ocurrencia de una crisis es menor en este caso: mientras en una red uniforme la crisis se produce con una máxima probabilidad del 75%, en una red con instituciones TBTF lo hace con una máxima probabilidad del 30%. Este resultado es consistente con un hallazgo de Unicomb et al. (2018), que estudian los efectos de la heterogeneidad de los pesos de los vínculos entre nodos en procesos de contagio en modelos de red de umbral. Los autores observan que cuando la distribución de los pesos de los nodos es asimétrica,

inicialmente los nodos con vínculos más pesados impulsan la propagación de la infección, pero este efecto se agota rápidamente, haciendo que la transmisión se vuelva más lenta, continuando hacia nodos con vínculos más débiles, y que no llegue a alcanzar a la totalidad del sistema. Este fenómeno, llamado “cascada parcial”, está asociado con la asimetría en la distribución de los vínculos entre nodos y es consistente con la distribución de los pesos de las conexiones entre bancos en una red donde una parte de las instituciones es considerada TBTF.

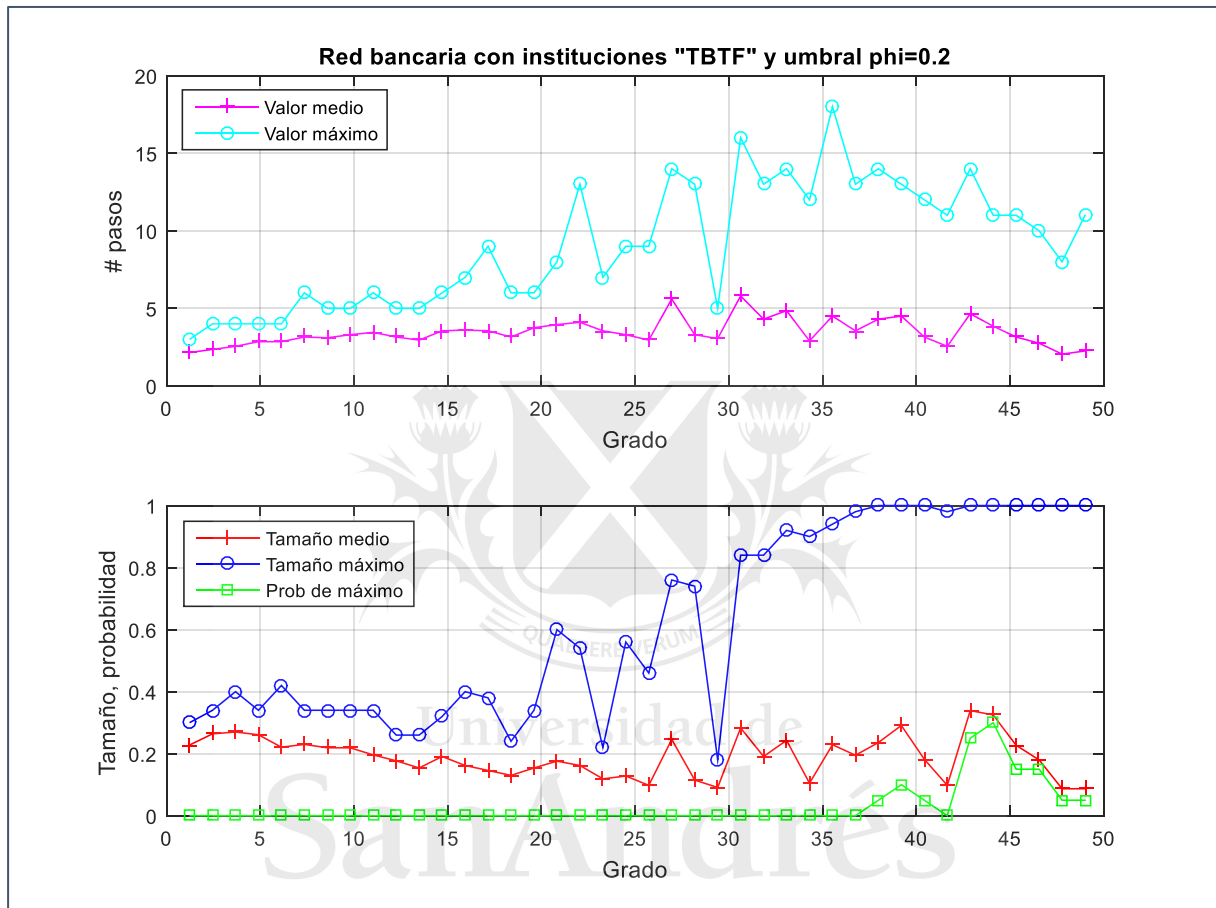


Figura 6. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

En la Figura 6 también se observa que nuevamente se cumple la propiedad enunciada por Watts (2002) y Gai & Kapadia (2010): para $k > 44$, el creciente grado de interconectividad del sistema inhibe la propagación de una gran proporción de los *shocks* iniciales. Esto se observa en la divergencia entre los tamaños medio y máximo del grupo infectado cuando la probabilidad de crisis se hace distinta de 0.

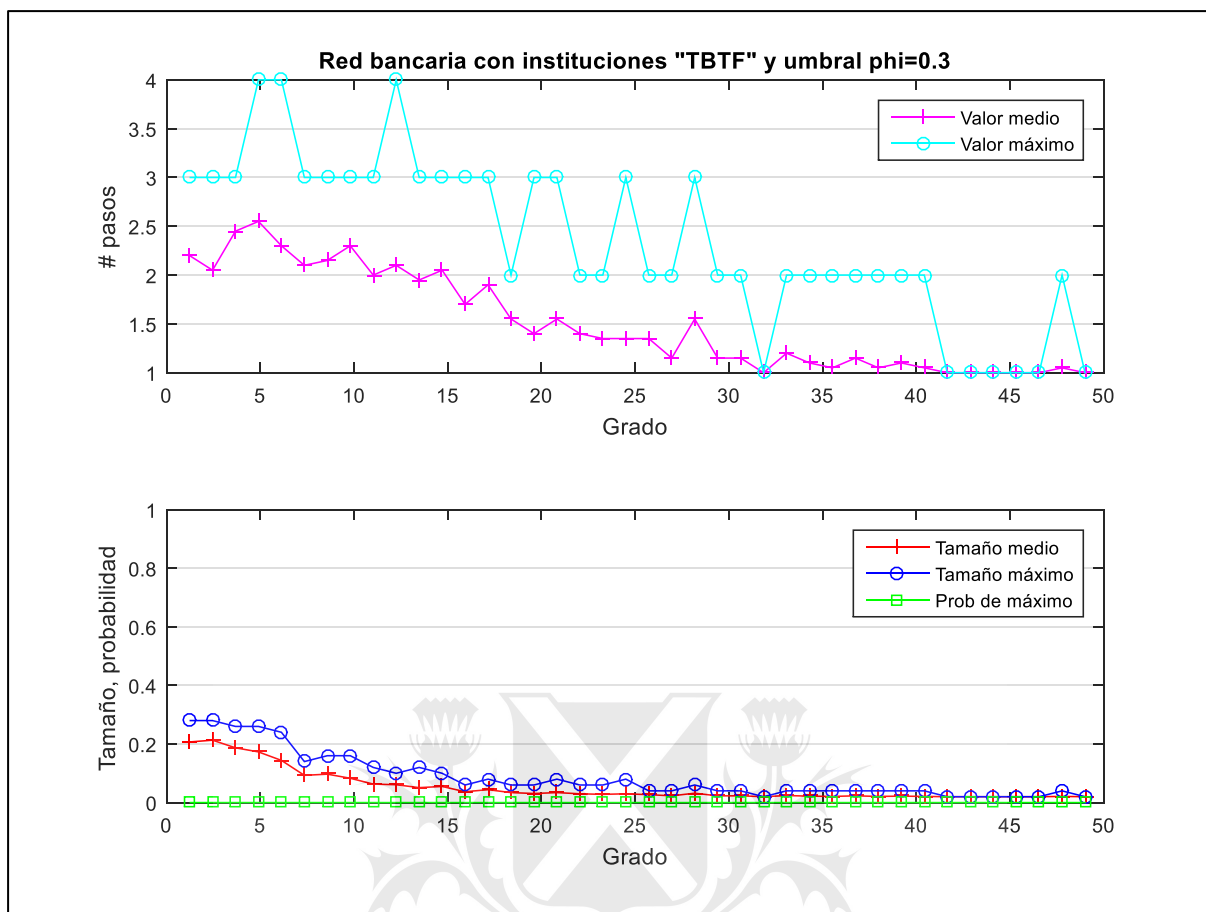


Figura 7. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

La crisis en esta especificación de la red es más rara que en una red uniforme, y la red es más resiliente desde el punto de vista de su grado de conectividad: la transición de percolación ocurre para un grado mayor que en una red uniforme. Sin embargo, cuando la infección logra propagarse y desencadenar una crisis, lo hace a una velocidad similar a la del caso uniforme.

Cuando el umbral de contagio de la infección es muy bajo, no hay grandes diferencias en la propagación de la infección en una red uniforme y en una con bancos TBTF. Cuando el umbral aumenta, sin embargo, se observa el efecto de la asimetría en los pesos de los nodos: el patrimonio de los bancos grandes puede actuar como mecanismo de contención de la infección, disminuyendo la probabilidad de que el contagio se propague al total de la población y se produzca una crisis.

Realizando sucesivas simulaciones para distintos valores de ϕ , se observa que la contracción de la infección disminuye a medida que aumenta el umbral de contagio. La Figura 7 muestra que, al igual que en una red uniforme, cuando $\phi = 0,3$ el grupo de tamaño máximo ya nunca es igual al total de la población, con lo cual la crisis no se produce, y que la probabilidad de que la infección alcance al grupo de tamaño máximo es nula para cualquier grado de conectividad. La infección alcanza a un conjunto de bancos cada vez menor a medida que aumenta k . Finalmente, en la Figura 8 se observa que cuando $\phi = 0,65$ la infección no se propaga.

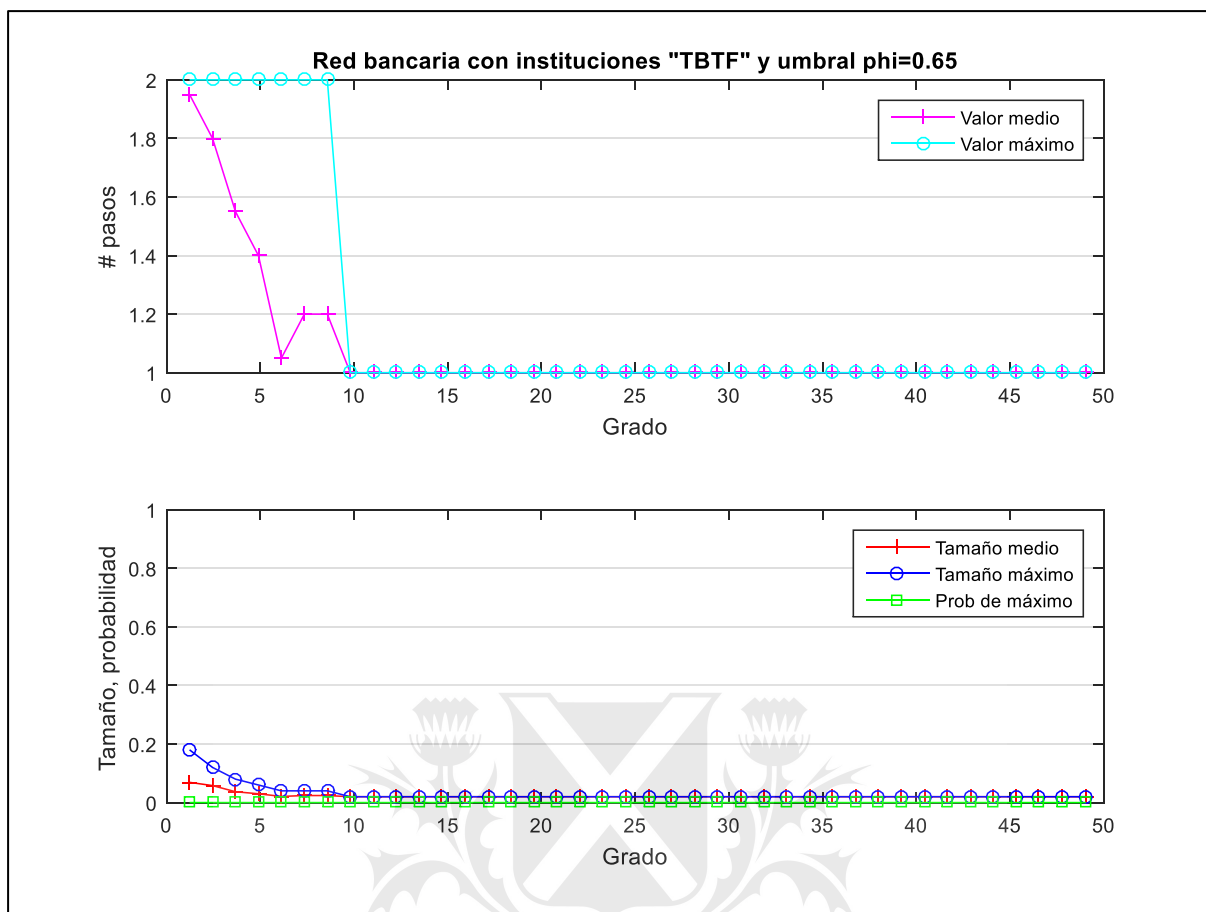


Figura 8. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

3.3 Efectos de un *shock* dirigido sobre una red con instituciones TBTF

El propósito de este ejercicio es estudiar el fenómeno de contagio cuando el *shock* idiosincrático inicial golpea a uno de los 4 grandes bancos del sistema para identificar sus efectos sobre la probabilidad de ocurrencia de una crisis y la velocidad de propagación de la infección.

En la Figura 9 se muestran los resultados de los ejercicios de simulación numérica sobre una red con instituciones TBTF para cada valor de k cuando $\varphi = 0,1$ y el *shock* inicial se administra sobre una de estas instituciones.

Para bajos valores de k , la probabilidad de contagio del grupo de tamaño máximo es nula. Existen similitudes entre las Figuras 1, 5 y 9: las magnitudes de los grupos medio y máximo alcanzados por la infección exhiben un crecimiento casi proporcional a medida que aumenta el grado de conectividad de la red y la distancia entre ellas disminuye a medida que aumenta k . En los tres casos la transición de percolación se produce dentro del intervalo $26 < k < 30$.

La diferencia respecto a los escenarios anteriores ocurre cuando $k = 49$. En este punto, la probabilidad de que se produzca una crisis es igual a 0. El efecto de un valor muy bajo del umbral de contagio se observa en el intervalo $42 < k < 48$, donde la crisis se produce con certeza. Pero cuando el grado de conectividad es máximo, dos efectos se combinan para eliminar la posibilidad de que se produzca una crisis: en primer lugar, la presencia de bancos TBTF asegura que los efectos del *shock* inicial se harán más débiles al propagarse hacia nodos con conexiones livianas; en

segundo lugar, el hecho de que el *shock* golpee a una de estas instituciones asegura que las pérdidas ocasionadas por el *default* inicial puedan dispersarse y ser absorbidas entre todos los otros bancos de la red. Entonces, la probabilidad de que la infección alcance al total de la población se hace igual a 0.

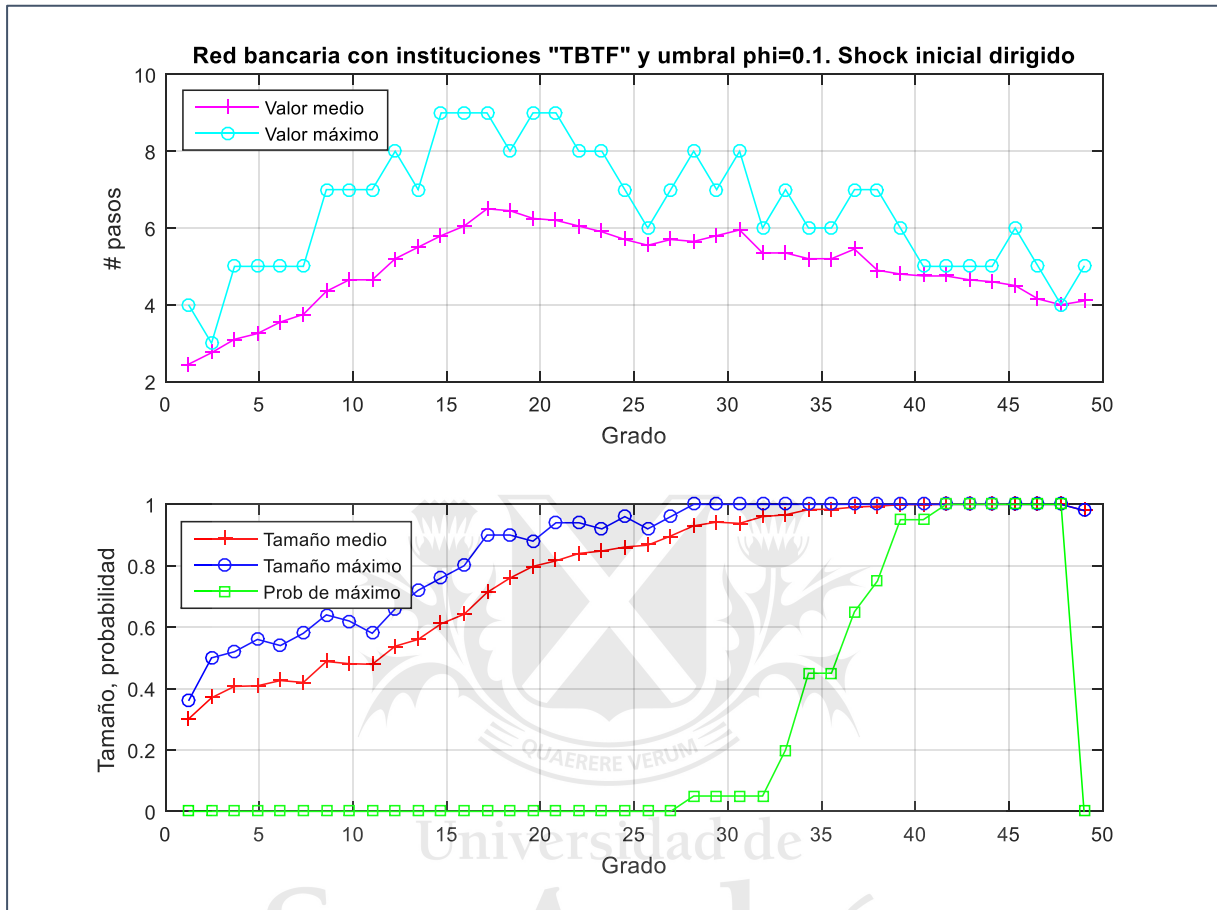


Figura 9. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

En la Figura 10, donde el umbral de contagio es $\varphi = 0,2$, la máxima probabilidad de que la infección se propague a la totalidad del sistema es del 45% y ocurre para $k = 48$. Como ocurre para los demás escenarios en los cuales $\varphi = 0,2$, no hay valores de k para los cuales la infección se propague con certeza a todo el sistema. Sin embargo, es más probable que se genere una crisis cuando el *shock* inicial golpea a una de las instituciones TBTF y el grado de conectividad es $k < 49$.

Al igual que cuando el *shock* dirigido recae sobre un banco TBTF y $\varphi = 0,1$, cuando $k = 49$ la probabilidad de que se produzca una crisis es igual a 0: la presencia de bancos TBTF asegura que los efectos del *shock* inicial se debilitarán al propagarse hacia nodos con conexiones livianas, y el alto grado de interconectividad entre bancos hará que las pérdidas resultantes del *default* inicial de un banco TBTF se dispersen y sean absorbidas entre todos los otros bancos de la red. Entonces, la probabilidad de que la infección alcance al total de la población será igual a 0.

Aun siendo más probable que se produzca una crisis cuando el *shock* inicial recae sobre un banco TBTF que sobre uno con un patrimonio menor, en general la crisis en una red con instituciones TBTF es más rara que en una red uniforme, lo cual se

observa en la divergencia entre los tamaños medio y máximo del grupo infectado cuando la probabilidad de crisis se hace distinta de 0. Esta red también es más resiliente: la transición de percolación ocurre para un grado de conectividad algo mayor que en una red uniforme. Sin embargo, cuando la infección logra propagarse y desencadenar una crisis, lo hace a una velocidad similar a la del caso uniforme.

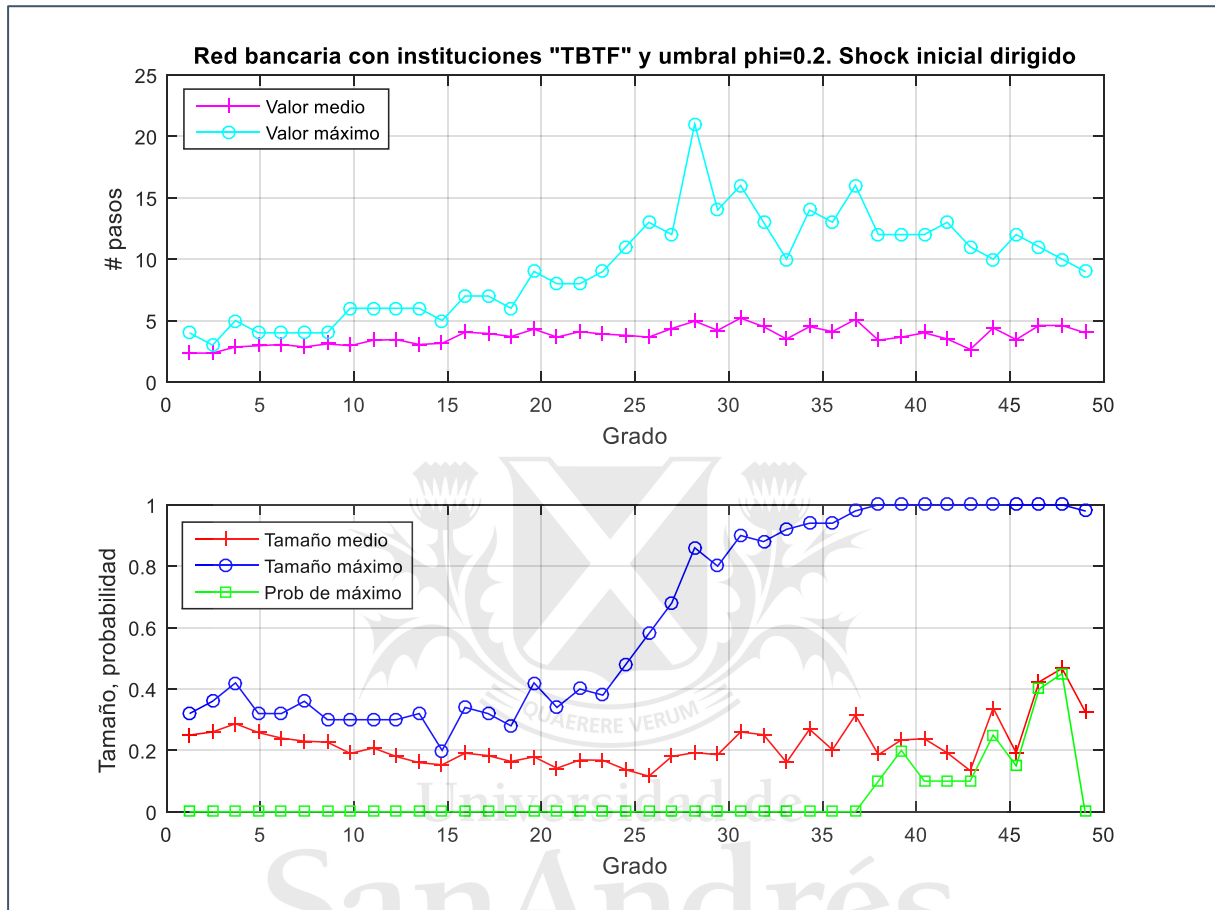


Figura 10. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

Entonces, cuando el *shock* inicial golpea a un banco TBTF y el grado de interconectividad de la red es máximo, las pérdidas resultantes del *default* inicial son absorbidas por todos los bancos del sistema y la crisis no se produce. Este resultado no depende del tamaño del umbral. Cuando el grado de interconectividad de la red es alto pero no alcanza el máximo, la crisis es más probable que cuando el *shock* recae sobre una institución con menor patrimonio.

Los resultados de sucesivas simulaciones para distintos valores de φ muestran que la contracción de la infección disminuye a medida que aumenta el umbral de contagio: en la Figura 11 $\varphi = 0,3$, el grupo de tamaño máximo nunca alcanza al total de la población y la crisis no se produce. La probabilidad de que la infección alcance al grupo de tamaño máximo es nula para cualquier grado de conectividad, pero la infección alcanza a algunos bancos, cada vez menos a medida que aumenta el grado de conectividad. Finalmente, cuando $\varphi = 0,6$, como muestra la Figura 12, el tamaño medio del grupo alcanzado por la infección tiende a cero y la propagación es nula.

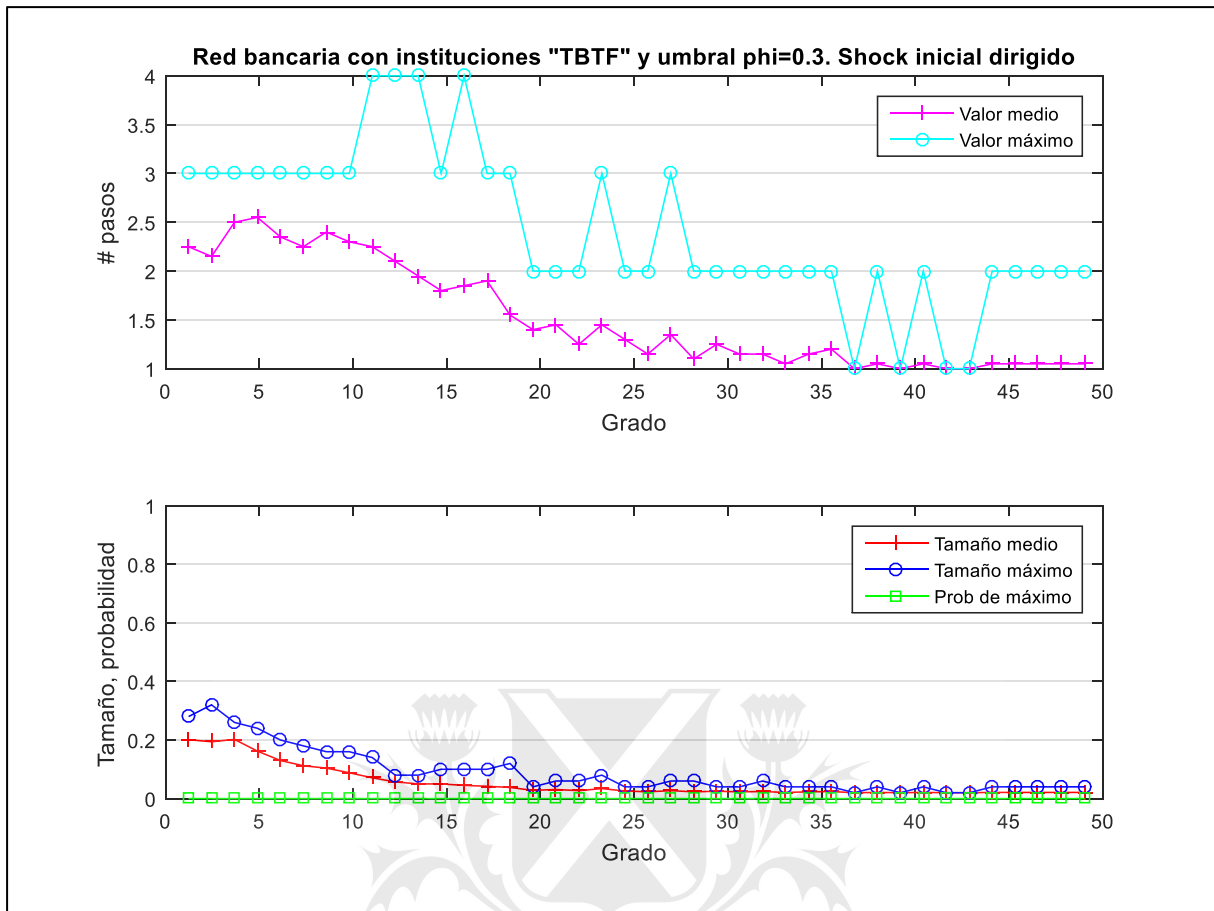


Figura 11. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

Entonces, para los tres casos de estudio la probabilidad de crisis se hace nula cuando $\phi = 0,3$ y el *default* de una institución individual no se propaga para $\phi = 0,65$ (cuando la red es uniforme o asimétrica y el *shock* golpea a un nodo al azar), y $\phi = 0,6$ (cuando la red es asimétrica y el *shock* golpea a un nodo sistémico). Cuando el umbral es bajo, la topología de la red es un factor determinante para la propagación de fallas en el sistema. Pero a partir de cierto nivel de umbral, el efecto de éste es más fuerte que el del grado de conectividad, y la topología de la red deja de ser determinante para el desencadenamiento de una crisis.

Dado que los nodos inhiben naturalmente la infección cuando el umbral es lo suficientemente alto, sin importar la topología de la red, una política de regulación orientada a aumentar el umbral de contagio de las instituciones financieras podría contribuir a la reducción de la vulnerabilidad de la red. Experimentos teóricos que estiman el impacto de distintas medidas de regulación encuentran que el requerimiento de una *ratio* mínima de activos líquidos a obligaciones de corto plazo en las hojas de balance de los bancos contribuye a disminuir el riesgo sistémico (Gai et al., 2011; Haldane & May, 2011; Aldasoro et al., 2017). Esta clase de medidas contribuye a aumentar la resiliencia de cada banco frente a *shocks* idiosincráticos, y en el caso de un *default*, disminuye el riesgo de propagación de la infección. Una intervención orientada a aumentar ϕ en lugar de reducir k contribuye a aumentar la robustez del sistema a partir del fortalecimiento de sus partes.

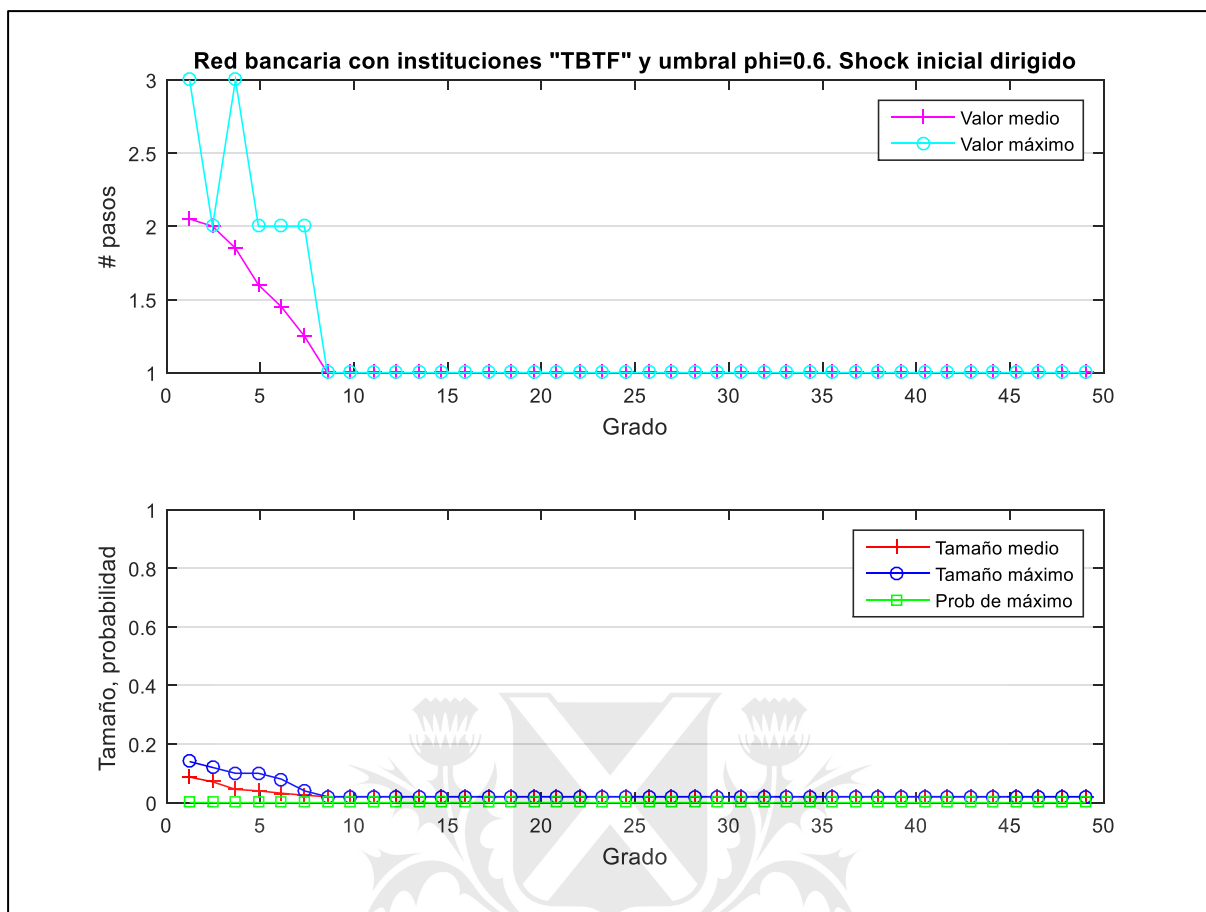


Figura 12. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 50$.

3.4 Análisis de sensibilidad

En esta sección se estudia la sensibilidad de los resultados obtenidos en las secciones 3.2 y 3.3 frente a cambios en el tamaño de la red. Se analizan dos nuevas redes: una con 40 nodos (20% menor a la red original de 50 nodos) y otra con 60 nodos (20% mayor a la red original de 50 nodos). Para ambas se mantienen sin cambios respecto a la red original la cantidad de instituciones TBTF y la distribución de pesos entre el resto de los nodos. Manteniendo constantes estas características de la topología de la red se aislará el efecto del cambio en N sobre la propagación de *shocks* aleatorios y dirigidos sobre la red.

Nuevamente se realizarán 40 simulaciones numéricas para cada valor del grado de conectividad k con distintos niveles de umbral de contagio ϕ sobre el intervalo $[0,1]$ en una red con cuatro instituciones TBTF. El objetivo de este ejercicio es encontrar los valores del umbral de contagio para los cuales (i) la probabilidad de ocurrencia de una crisis se hace nula y (ii) la infección no se propaga porque los nodos la inhiben naturalmente.

Los resultados de las simulaciones muestran que, tanto cuando $N = 40$ como cuando $N = 60$, sin importar si el *shock* inicial que golpea la red es aleatorio o dirigido sobre una institución TBTF, el valor más bajo de ϕ necesario para que no se produzca una crisis es 0,3 (ver Apéndice). Este resultado coincide con el obtenido para una red con $N = 50$ bancos, lo cual implica que sin importar el tamaño de la

red (40, 50 o 60 nodos) ni el carácter aleatorio o dirigido del *shock* inicial, a partir de $\varphi = 0,3$ la probabilidad de que se produzca una crisis es nula.

Los resultados también coinciden con los de las secciones 3.3 y 3.4 respecto al valor del umbral para el cual la cantidad media de bancos infectados tiende a cero (ver Apéndice): cuando el *shock* inicial es aleatorio y $\varphi = 0,65$, los nodos inhiben naturalmente la infección. Cuando el *shock* inicial recae sobre una institución TBTF, la inhiben cuando $\varphi = 0,6$.

Entonces, los valores del umbral de contagio para los cuales no se genera una crisis ($\varphi = 0,3$) y para los cuales la infección no se propaga ($\varphi = 0,6$ o $\varphi = 0,65$) se mantienen invariantes frente a cambios en el tamaño de la red. Este hallazgo robustece la conclusión que surge de las secciones 3.3 y 3.4: el umbral de contagio es el principal mecanismo de inhibición de la propagación de una falla en el sistema. Si el umbral es lo suficientemente alto, el grado de conectividad de la red no tiene efectos sobre la propagación de fallas en el sistema.

4. Conclusiones

En este trabajo se estudiaron los efectos de los pesos de los vínculos entre los bancos de una red sobre la propagación de una infección originada a partir de un *shock* sobre uno de estos bancos. El análisis se centró en dos parámetros fundamentales: el valor del “umbral de contagio”, que establece las condiciones bajo las cuales la infección se transmite de un nodo a otro, y la cantidad promedio de vínculos entre los nodos de la red.

Los ejercicios de simulación realizados muestran que bajos grados de conectividad entre nodos impiden la propagación de la infección y no se producen crisis. Una crisis es más probable cuando aumenta el grado de conectividad, y ocurre con certeza para altos grados de conectividad cuando el umbral de contagio es muy bajo. Cuando esto ocurre, no existen grandes diferencias en los resultados para distintas topologías de la red, excepto en el caso de que el *shock* inicial recaiga sobre un banco TBTF y el nivel de conectividad sea máximo. Cuando el umbral es muy bajo, el nivel de conectividad es determinante para la ocurrencia de la crisis. Cuando el umbral de contagio es más alto, el escenario es más complejo. Las crisis ya no se producen con certeza y se vuelven difíciles de predecir. Para grados muy altos de conectividad de la red, las pérdidas resultantes del *shock* inicial se distribuyen entre una gran cantidad de nodos, disminuyendo la probabilidad de un *default* sistémico. Cuando el umbral es más alto, un aumento en el grado de conectividad puede disminuir la probabilidad de crisis. Este efecto es mucho más fuerte en una red con distribución asimétrica como la que incorpora instituciones TBTF. Aun cuando es más probable que se produzca una crisis si el *shock* inicial recae sobre un banco TBTF, la crisis en una red con instituciones TBTF es en general más rara que en una red uniforme. Esto ocurre porque en una red con instituciones TBTF el patrimonio de los bancos grandes puede actuar como mecanismo de contención de la infección, disminuyendo la probabilidad de que se produzca una crisis. Los resultados de estos ejercicios se mantienen invariantes ante cambios en el tamaño de la red, verificándose que el umbral de contagio es el principal mecanismo de inhibición de la propagación de fallas sistémicas.

Dado que en todos los ejercicios de simulación realizados los nodos inhiben naturalmente la infección cuando el umbral es lo suficientemente alto, la fragilidad

del sistema podría reducirse mediante una política de regulación orientada a aumentar el umbral de contagio de las instituciones financieras. Una medida que tenga como objetivo disminuir el grado de apalancamiento de las instituciones financieras mediante el requerimiento de una *ratio* mínima de activos a pasivos puede contribuir a la resiliencia de cada banco frente a *shocks*, y en el caso de un *default* individual, a disminuir el riesgo de propagación de la infección.



Universidad de
San Andrés

Referencias

- Acemoglu, D., Malekian, A., & Ozdaglar, A. (2016). Network security and contagion. *Journal of Economic Theory*, 166, 536-585.
- Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2015). Systemic risk and stability in financial networks. *American Economic Review*, 105(2), 564-608.
- Aldasoro, I., Gatti, D. D., & Faia, E. (2017). Bank networks: Contagion, systemic risk and prudential policy. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 142, 164-188.
- Allen, F., Babus, A., & Carletti, E. (2012). Asset commonality, debt maturity and systemic risk. *Journal of Financial Economics*, 104(3), 519-534.
- Allen, F., & Gale, D. (2000). Financial contagion. *Journal of political economy*, 108(1), 1-33.
- Battiston, S., Gatti, D. D., Gallegati, M., Greenwald, B., & Stiglitz, J. E. (2012). Liaisons dangereuses: Increasing connectivity, risk sharing, and systemic risk. *Journal of economic dynamics and control*, 36(8), 1121-1141.
- Castiglionesi, F., & Navarro, N. (2008). Optimal fragile financial networks. SSRN Working Paper Series.
- Elliott, M., Golub, B., & Jackson, M. O. (2014). Financial networks and contagion. *American Economic Review*, 104(10), 3115-53.
- Freixas, X., Parigi, B. M., & Rochet, J. C. (2000). Systemic risk, interbank relations, and liquidity provision by the central bank. *Journal of money, credit and banking*, 611-638.
- Gai, P., & Kapadia, S. (2010). Contagion in financial networks. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 466(2120), 2401-2423.
- Gai, P., Haldane, A., & Kapadia, S. (2011). Complexity, concentration and contagion. *Journal of Monetary Economics*, 58(5), 453-470.
- Glasserman, P., & Young, H. P. (2015). How likely is contagion in financial networks?. *Journal of Banking & Finance*, 50, 383-399.
- Goodhart, C. A., Sunirand, P., & Tsomocos, D. P. (2004). A model to analyse financial fragility: applications. *Journal of Financial Stability*, 1(1), 1-30.
- Haldane, A. G., & May, R. M. (2011). Systemic risk in banking ecosystems. *Nature*, 469(7330), 351-355.

Heymann, D., & Leijonhufvud, A. (2014). Multiple Choices: Economic Policies in Crisis. In *Life After Debt* (pp. 281-308). Palgrave Macmillan, London.

Heymann, D., Perazzo, R., & Zimmermann, M. (2013). *Economía de fronteras abiertas: exploraciones en sistemas sociales complejos*. Teseo.

Hüser, A. C. (2016). "Too interconnected to fail: A survey of the Interbank Networks literature," SAFE Working Paper Series 91, Leibniz Institute for Financial Research SAFE.

International Monetary Fund (2012). Global Financial Stability Report: Restoring Confidence and Progressing on Reforms (<https://www.imf.org/en/Publications/GFSR/Issues/2016/12/31/Restoring-Confidence-and-Progressing-on-Reforms>)

Kiyotaki, N., & Moore, J. (1997). Credit cycles. *Journal of political economy*, 105(2), 211-248.

Kiyotaki, N., & Moore, J. (1998). Credit chains. *unpublished paper (London School of Economics)*.

Kiyotaki, N., & Moore, J. (2002). Balance-sheet contagion. *American Economic Review*, 92(2), 46-50.

Lim, Y., Ozdaglar, A., & Teytelboym, A. (2016). *A simple model of cascades in networks* (Vol. 1). mimeo.

Unicomb, S., Iñiguez, G., & Karsai, M. (2018). Threshold driven contagion on weighted networks. *Scientific reports*, 8(1), 1-10.

Upper, C., & Worms, A. (2004). Estimating bilateral exposures in the German interbank market: Is there a danger of contagion? *European economic review*, 48(4), 827-849.

Wagner, W. (2010). Diversification at financial institutions and systemic crises. *Journal of Financial Intermediation*, 19(3), 373-386.

Watts, D. J. (2002). A simple model of global cascades on random networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(9), 5766-5771.

APÉNDICE

Figuras para una red con $N = 40$ nodos

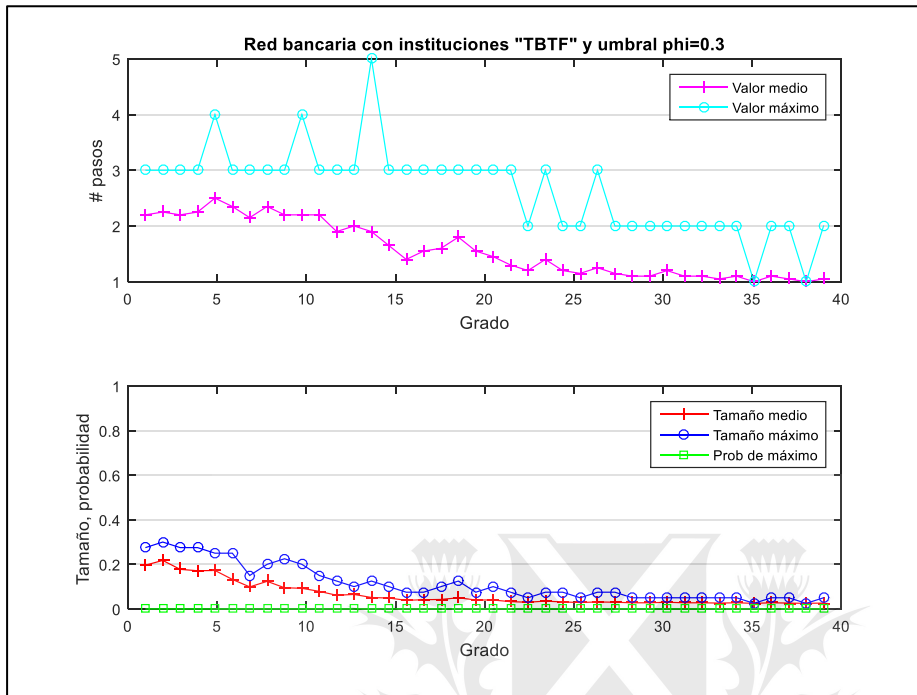


Figura A1. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

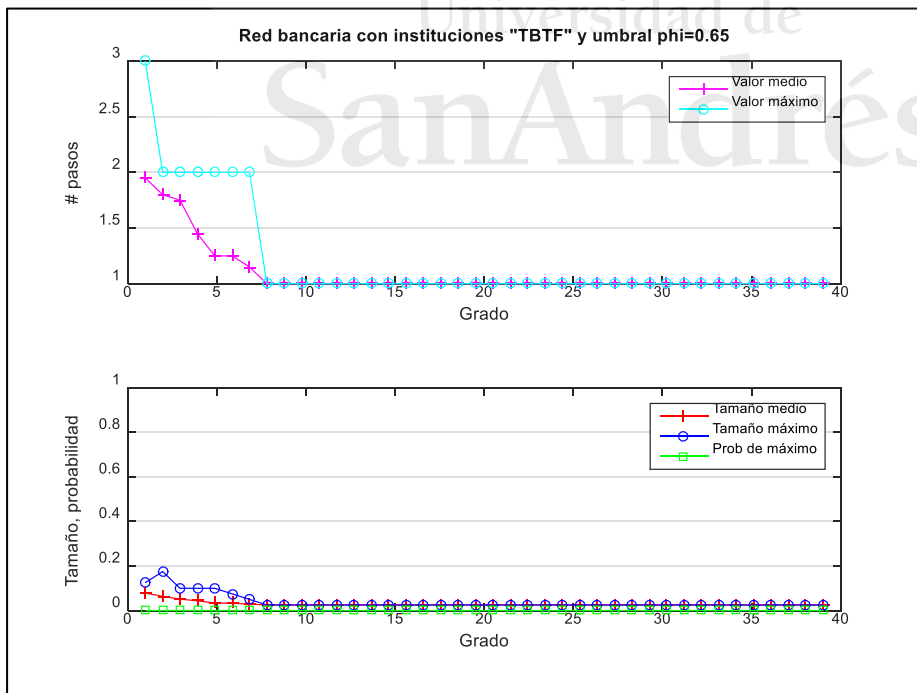


Figura A2. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

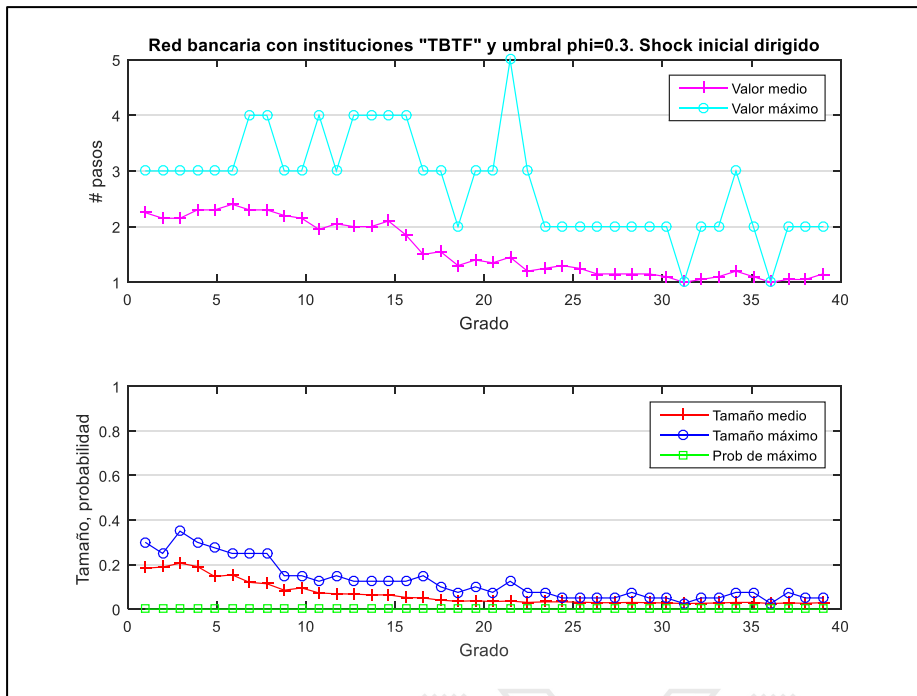


Figura A3. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

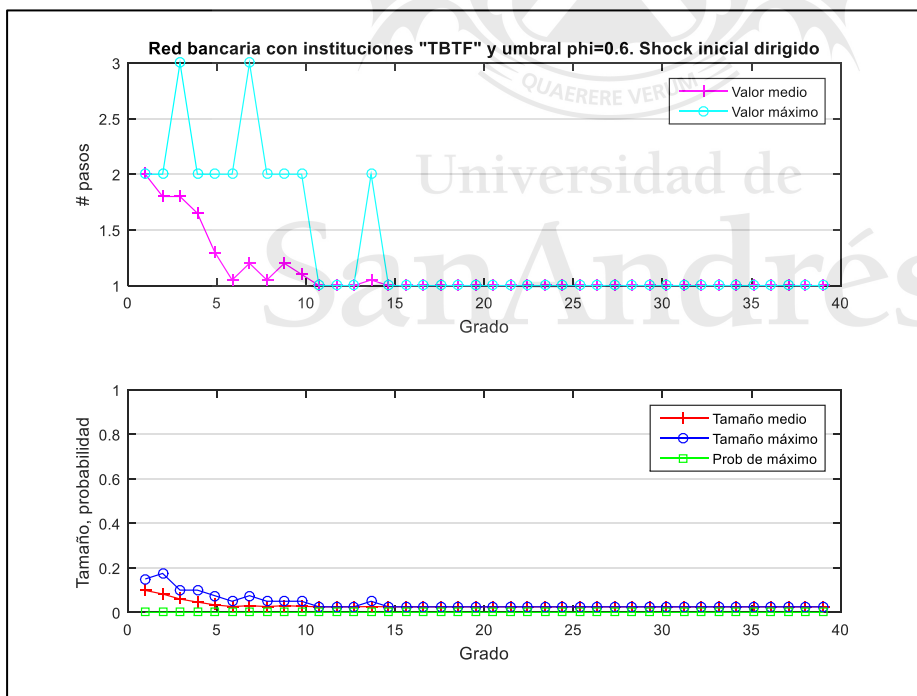


Figura A4. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

Figuras para una red con $N = 60$ nodos

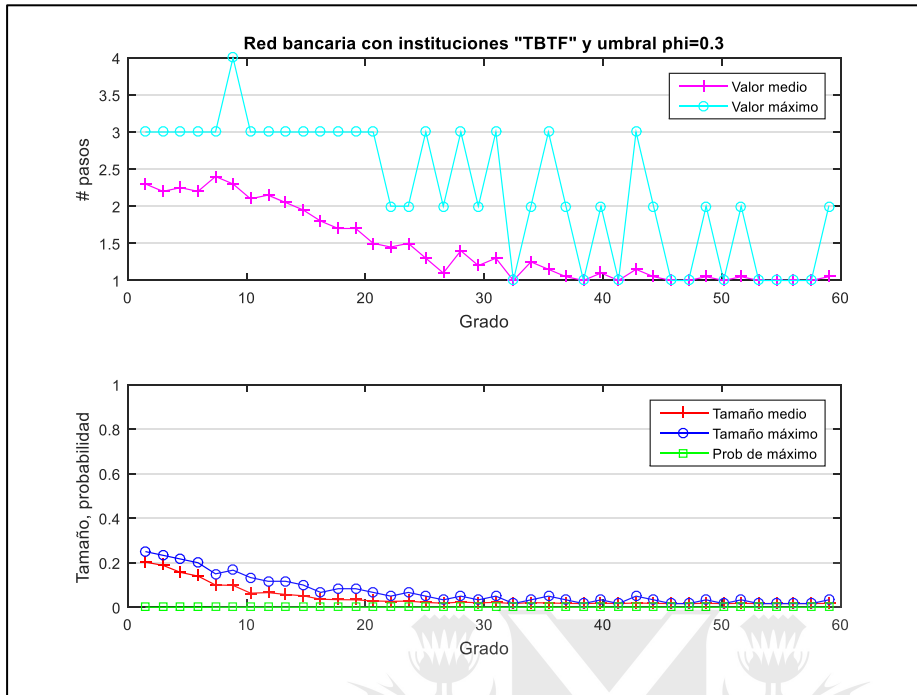


Figura A5. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

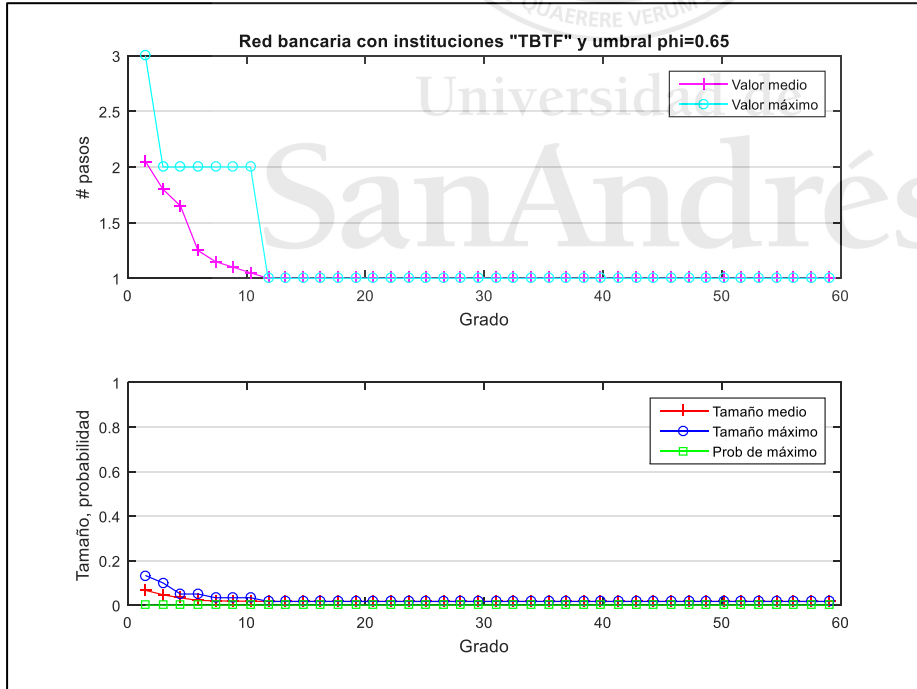


Figura A6. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

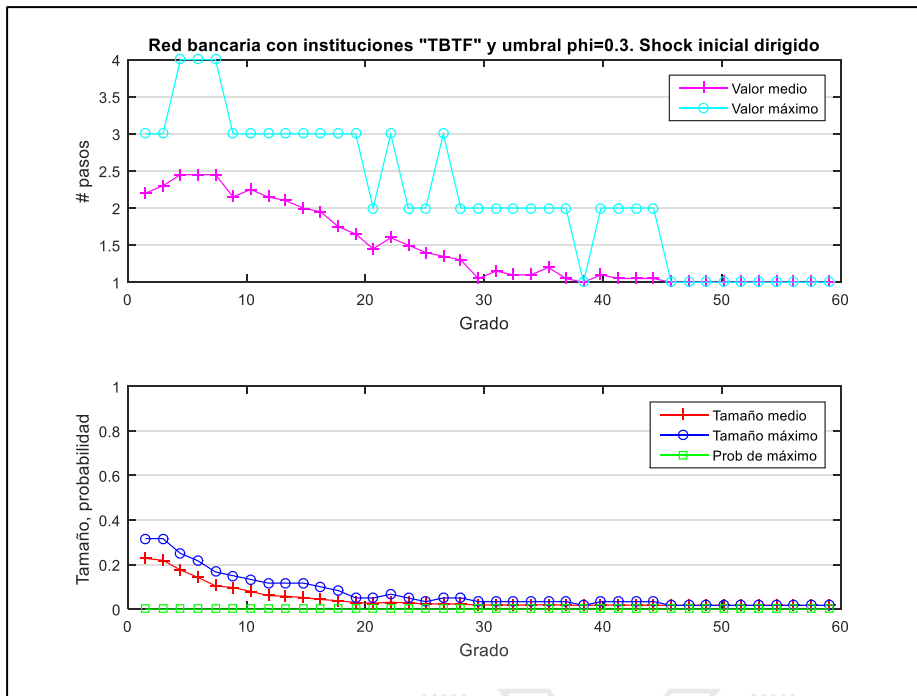


Figura A7. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.

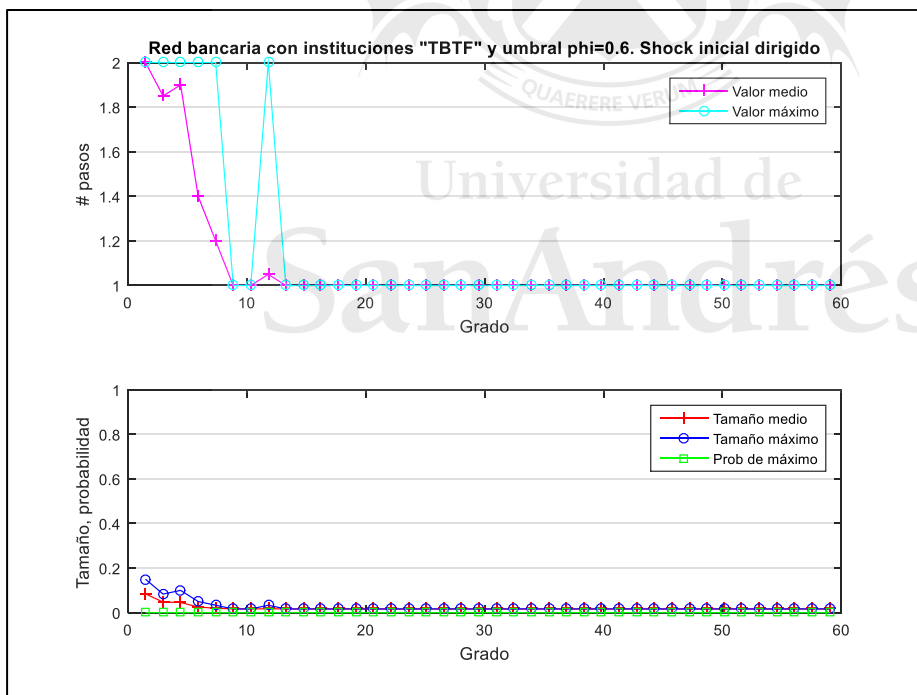


Figura A8. Panel superior: cantidades media y máxima de pasos necesarios para alcanzar el estado estacionario. Panel inferior: tamaños medio y máximo del grupo de individuos infectados y probabilidad de alcanzar el grupo de tamaño máximo. $N = 40$.