

Fluctuaciones con restricciones de crédito e incertidumbre en una economía de red.

Un análisis desde el enfoque de sistemas complejos.

Deborah Noguera
Director: Gabriel Montes Rojas
Tesis de Maestría
Maestría en Economía
Universidad Nacional de La Plata

Junio 2021

Códigos JEL: E03 E32 G21 H63

Índice general

Resumen	II
Introducción	1
1. El modelo	8
1.1. Firmas	9
1.1.1. Quiebra	10
1.2. Bancos	11
1.2.1. Escenario de referencia	12
1.2.2. Escenario con racionamiento por preferencia por la liquidez	13
1.3. Interacción entre firmas y bancos: formación de la red de crédito	14
2. Análisis de simulación	19
2.1. Dinámica macroeconómica	20
2.1.1. Quiebras	23
2.2. Análisis de sensibilidad	24
3. Estructura de la red de crédito	27
3.1. Red y dinámica macroeconómica	27
3.2. Topología de la red y sensibilidad al parámetro λ	31
3.2.1. Sensibilidad al parámetro λ	32
4. Comentarios finales	34
Apéndice	35
A. Análisis de robustez	36
B. Ejercicio de validación	38

Resumen

Las crisis financieras de los años noventa y, especialmente, la crisis que afectó a la economía mundial en 2007-08 han evidenciado la importancia de modelar a los agentes económicos no de forma aislada sino como componentes interconectados e interactivos de sistemas que evolucionan dinámicamente. En este marco, el campo de los sistemas complejos para el estudio de la dinámica económica ha sido objeto de renovado interés. Este trabajo se basa en la hipótesis de inestabilidad financiera (HIF) de Minsky y en la literatura de modelos basados en agentes (ABM) para analizar un mercado de crédito bancario donde firmas y bancos heterogéneos interactúan siguiendo reglas de teoría de los juegos. El objetivo es doble: (1) evaluar la influencia del comportamiento de los bancos en la formación de la red de crédito y la propagación de dificultades financieras en un modelo basado en agentes; y, (2) analizar las propiedades de la red de crédito emergente y su influencia en el desempeño macroeconómico. Los resultados de las simulaciones sugieren que la inestabilidad económica agregada puede surgir como resultado del comportamiento de preferencia por la liquidez de los bancos que restringen el crédito al sector productivo cuando tienen expectativas pesimistas.

Palabras clave: Economía computacional - Modelos Basados en Agentes - Redes de crédito - Comportamiento bancario

Códigos JEL: E03 E32 G21 H63

Abstract

The financial crises of the 1990s and, especially, the crisis that affected the world economy in 2007-08 have shown the importance of modeling economic agents not in isolation but as interconnected and interactive components of dynamically evolving systems. Within this framework, the field of complex systems for the study of economic dynamics has been the object of renewed interest. This paper is based on Minsky's financial instability hypothesis (HIF) and on the literature of agent-based models (ABM) to analyze a bank credit market where heterogeneous firms and banks interact following game theory rules. The objective is twofold: (1) to evaluate the influence of bank behavior on the formation of the credit network and the spread of financial difficulties in an agent-based model; and, (2) to analyze the properties of the emerging credit network and its influence on macroeconomic performance. Our simulations suggest that aggregate economic instability may arise as a result of the liquidity preference behavior of banks that restrict credit to the productive sector when they have pessimistic expectations.

Key words: Computational Economics - Agent-Based Modeling - Financial instability and fragility - Credit networks - Banks behavior

JEL Codes: E03 E32 G21 H63

Introducción

Las crisis financieras de los años noventa y, especialmente, la crisis que afectó a la economía mundial en 2007-08 subrayaron la necesidad de una comprensión más rigurosa de los riesgos sistémicos asociados con las interconexiones de las distintas unidades en el sistema financiero. Al mismo tiempo, estos eventos remarcaron la importancia de los conceptos de Minsky (1976; 1986; 2016) de fragilidad e inestabilidad financiera, destacando el rol que desempeñan los bancos para el funcionamiento de los sistemas financieros y para la efectividad de la política monetaria. Más específicamente, han llamado la atención sobre el papel del crédito como factor que conduce tanto a la inestabilidad del sistema como al fortalecimiento de los vínculos entre los sectores real y financiero de la economía¹.

En el marco conceptual de Minsky (1976; 1986; 2016), los complejos arreglos financieros de las economías capitalistas las hacen inherentemente inestables, pudiendo afectar negativamente al sector real de la economía. En su Hipótesis de Inestabilidad Financiera (en adelante HIF), el autor argumenta que *“la estabilidad [...] es desestabilizadora”* (Minsky, 1976, 11): en períodos de crecimiento prolongados los agentes económicos (en particular, firmas y bancos) forman expectativas optimistas, que luego trasladan al mercado asumiendo posiciones financieras cada vez más riesgosas al financiar proyectos de inversión. De esta manera, las decisiones de inversión conducen a una corriente de ingresos y de compromisos financieros: mientras los ingresos excedan los compromisos, la economía es estable; en caso contrario, puede ocurrir una crisis. Esto llevó a Minsky a formular una taxonomía de posiciones financieras, en la que distingue entre unidades de cobertura, especulativas y Ponzi (ver, Minsky, 1986, 2016). En el primer caso, la entrada de dinero esperada por las firmas excede sus compromisos financieros en cualquier momento. En el segundo, los ingresos son suficientes para pagar los intereses de los compromisos asumidos, pero no el capital; por lo que requieren renovar la deuda. Por último, las unidades Ponzi son aquellas que necesitan préstamos adicionales o vender activos, porque los ingresos son más bajos incluso que el pago de intereses. La estabilidad de la economía depende de la presencia relativa de cada uno de estos tipos de unidades. Cuantas más unidades de cobertura estén presentes, más estable será la economía. En cambio, el creciente número de unidades en posiciones Ponzi provoca que todo el sistema económico sea inestable y, en consecuencia, se produce una crisis financiera que se extiende hacia el resto de la economía debido a las interconexiones en las hojas de balance. Finalmente, sin políticas económicas que intervengan, la crisis financiera puede transformarse en una crisis económica mediante la deflación de la deuda y una caída de la inversión asociada a expectativas pesimistas.

La teoría de inestabilidad financiera de Minsky está centrada en el financiamiento de las inversiones y la relación existente entre los bancos y las firmas. Como destaca Caverzasi (2014), el papel desempeñado por los bancos es particularmente relevante en el análisis, ya que determinan el nivel de endeudamiento de todo el sistema económico al disponer la oferta de crédito. En la narrativa de Minsky, los bancos son

¹Esta visión es central en el trabajo de Minsky (1976; 1986; 2016). Existe suficiente evidencia que muestra que el auge del crédito va seguido de recesiones más profundas en comparación con otros episodios de crisis financieras (ver, por ejemplo, Schularick and Taylor, 2012).

unidades muy activas: “solicitan activamente clientes prestatarios, asumen compromisos financieros, establecen conexiones con empresas y otros bancos, y buscan fondos” (Minsky, 1986, 256-257). Los bancos comparten el mismo “clima de expectativa” procíclico (Minsky, 1986, 225) del resto de los agentes económicos y, en consecuencia, contribuyen a acelerar la fase ascendente del ciclo en momentos de auge y reducen el crédito durante las recesiones retrasando la salida. Por ello, (Minsky, 1986, 258) los define como “desestabilizadores endógenos”: su comportamiento puede conducir a la inestabilidad financiera de todo el sistema.

Este papel potencialmente desestabilizador que juegan los bancos en el sistema económico se ha estudiado en la literatura en referencia al concepto de acelerador financiero, un mecanismo de retroalimentación positiva que puede intensificar las fluctuaciones del producto (ver, por ejemplo, Bernanke, 1989; Bernanke and Gertler, 1990; Bernanke and Blinder, 1988, 1992; Kiyotaki and Moore, 1997). De acuerdo a esta literatura, el sector financiero impone crecientes costos sobre la economía real que explican en buena medida el por qué un shock puede conducir a una crisis (Bernanke et al., 1996). Más específicamente, shocks idiosincráticos negativos en la producción de las firmas hacen que los bancos estén menos dispuestos a prestar fondos, lo que provoca una caída en la inversión por parte de la firmas, conduciendo nuevamente a una menor producción en un círculo vicioso.

La literatura sobre el acelerador financiero se basa fundamentalmente en una metodología de agente representativo. De esta manera, en el mercado de crédito un prestatario representativo interactúa con un prestamista representativo y, por lo tanto, un cambio en el patrimonio neto del primero representa el cambio en el patrimonio neto agregado. No obstante, esta visión agregada del acelerador financiero se extrae (por definición) “...del complejo nexo de las relaciones crediticias entre prestatarios y prestamistas heterogéneos que caracterizan a las economías financieras modernas sofisticadas” (Delli Gatti et al., 2010, 1628). Por ello, de acuerdo con (Delli Gatti et al., 2010) esto puede llevar a resultados insatisfactorios centralmente por tres razones:

1. En primer lugar, el enfoque de agente representativo asume un shock uniforme para todos los agentes, cuando en la realidad un shock idiosincrático puede generar dificultades financieras. De esta manera, el enfoque ignora los problemas de coordinación, comunicación e interacción entre los individuos o agentes. En este tipo de modelos, suele asumirse información completa ya que la interacción entre los agentes se realiza solo a través del mecanismo de precios (Delli Gatti et al., 2007).
2. En segundo lugar, el enfoque no permite incorporar un elemento central en la dinámica de la HIF, ya que se asumen agentes homogéneos. Tal como demuestran (Delli Gatti et al., 2010), la heterogeneidad entre los agentes es relevante para explicar la prociclicidad de la fragilidad financiera a nivel agregado. En particular, en la HIF durante un período de crecimiento la solidez financiera de ciertas unidades puede aumentar y mostrar así una fragilidad financiera anticíclica; mientras que a otras el intento de capitalizar el crecimiento económico puede llevarlas a endeudarse cada vez más y, por lo tanto, exhibir una fragilidad financiera procíclica. El hecho de que una unidad fracase puede afectar negativamente a otras y, de esta manera, incrementar la fragilidad financiera a nivel agregado. En otras palabras, el aumento del apalancamiento a nivel agregado no es una condición necesaria para que crezca la fragilidad financiera en el sistema. La presencia de agentes heterogéneos permite superar los problemas de agregación de la HIF (Lavoie and Seccareccia, 2001; Di Guilmi, 2017).
3. Finalmente, al no poder representar y analizar las interacciones entre las unidades, el enfoque de agente representativo no permite incorporar las redes como un elemento clave en el concepto del

acelerador financiero. El impacto negativo que tiene el fracaso de una firma en el balance de sus acreedores (esencialmente bancos), puede llevar a los mismos a imponer condiciones crediticias más severas al resto de los deudores, propagando así dificultades financieras a través de su red de crédito. De esta manera, el efecto negativo de un shock idiosincrático puede propagarse al resto de la economía. Como subrayan [Stiglitz and Greenwald \(2003\)](#), el crédito es heterogéneo y, por lo tanto, los agregados pueden ser confusos: el exceso de liquidez en un banco no sustituye la escasez de fondos en otro.

En el marco de estas limitaciones y dada la importancia de modelar a los agentes económicos no de forma aislada sino como componentes interconectados e interactivos de sistemas que evolucionan dinámicamente, el campo de los sistemas complejos para el estudio de la dinámica económica ha sido objeto de renovado interés. En las últimas décadas, los economistas comenzaron a aplicar los principales pilares de este enfoque al estudio de los sistemas económicos y financieros para enfatizar, por ejemplo, cómo los ciclos de auge y caída, los puntos de inflexión y los fenómenos de contagio pueden emanar de la interacción entre agentes heterogéneos en redes complejas, así como de las reacciones endógenas a las que estas interacciones pueden dar lugar ([Dosi and Roventini, 2019](#)). Como resultado, ha surgido una literatura que aplica herramientas analíticas típicas de los sistemas complejos adaptativos al estudio de fenómenos económicos ([Gallegati et al., 2006](#); [Delli Gatti et al., 2010](#); [Sornette, 2017](#)). En particular, de esta literatura surgieron dos líneas de investigación principales: (i) los modelos basados en agentes (ABM, por sus siglas en inglés) y (ii) el análisis de redes.

El análisis de redes económicas aplica modelos de la teoría de redes al estudio e interpretación de fenómenos económicos ([Jackson, 2007](#)). En las redes económicas generalmente los nodos representan agentes (individuos, empresas, consumidores, organizaciones, industrias, países, etc.) y los enlaces representan interacciones de mercado u otro tipo de interacciones sociales relevantes. Los ABM constituyen herramientas analíticas y computacionales para explorar las propiedades de una economía compleja ([Dosi and Roventini, 2019](#)). Son modelos en los que una multitud de agentes económicos heterogéneos y adaptativos interactúan entre sí y con el entorno, siguiendo reglas de comportamiento autónomas ([Delli Gatti et al., 2018](#)). El resultado de estas interacciones coincide en dar forma a las propiedades emergentes del sistema, que se pueden calcular numéricamente ([Caiani et al., 2016](#)). Tanto los ABM como la teoría de redes han encontrado amplia aplicación en la literatura económica para responder a diferentes preguntas de investigación (ver, entre otros, [Delli Gatti et al., 2010](#); [Dawid and Delli Gatti, 2018](#); [Elosegui and Montes-Rojas, 2020](#)) y para obtener conclusiones que ayuden en la toma de decisiones de política económica, especialmente por parte de los Bancos Centrales ([Kavonius and Castrén, 2009](#); [European Central Bank, 2010](#); [Georg, 2011](#); [León et al., 2014](#); [Denbee et al., 2018](#); [Kant and Dhal, 2019](#); [Forte, 2019](#)). El presente trabajo pretende contribuir a esta literatura. El objetivo es doble: (1) evaluar la influencia del comportamiento de los bancos en la formación de la red de crédito y la propagación de dificultades financieras en un modelo basado en agentes; y, (2) analizar las propiedades de la red de crédito emergente y su influencia en el desempeño macroeconómico.

Generalmente, se concibe a los mercados de crédito como redes en las que los nodos representan agentes (bancos y firmas) y los vínculos representan el préstamo otorgado/recibido. Gran parte de esta literatura se centra en el mercado interbancario, ya que éste es relevante para la estabilidad financiera y, al mismo tiempo, adecuado para una representación con la teoría de redes. En particular, el estudio de los vínculos de crédito entre instituciones financieras en el mercado interbancario como una fuente importante de riesgo de contraparte ha sido abordado recientemente por varios modelos teóricos que analizan el problema de contagio y riesgo sistémico basándose en la teoría de redes complejas ([Iori et al., 2006](#); [Bat-](#)

tiston et al., 2012; Gai and Kapadia, 2019; Eboli, 2019). Si bien contribuciones pioneras como Allen and Gale (2000) enfatizaron los beneficios de aumentar la diversificación al destacar que un mayor número de conexiones es positivo para la estabilidad financiera, trabajos posteriores desafiaron este punto de vista, mostrando que la diversificación no siempre es beneficiosa para la estabilidad y subrayando en cambio el riesgo sistémico proporcionado por los efectos de contagio. Más recientemente, la literatura comenzó a analizar distintas fuentes de riesgo sistémico centrándose en particular en dos canales (Gai and Kapadia, 2010, 2019): (i) por un lado, el riesgo de contagio directo al que da lugar, como se mencionó, la red de exposiciones y, (ii) por otro, el riesgo de contagio indirecto o riesgo de liquidez de mercado. Al mismo tiempo, se ha reconocido que la interacción genera dos efectos opuestos: el riesgo compartido, que disminuye con la conectividad, y el riesgo sistémico, que aumenta con las interconexiones (Iori et al., 2006; Mazzarisi et al., 2020). Por ejemplo, Wagner (2011) muestra que la diversificación no siempre es beneficiosa ya que si bien la probabilidad de quiebra se reduce con la diversificación, también existe un gran riesgo de enfrentar mayores costos de liquidación cuando gran parte de los inversores siguen la misma estrategia de diversificación. En esta misma línea, Battiston et al. (2012) muestran que, considerando los efectos relacionados con el mercado junto con los efectos relacionados con el crédito mediante la introducción de un mecanismo de acelerador financiero, existe la posibilidad de una compensación entre el riesgo individual y el riesgo sistémico al aumentar la conectividad de la red. Finalmente, Gai and Kapadia (2010) muestran que los sistemas financieros exhiben una tendencia “robusta pero frágil”, es decir, mientras pequeños shocks pueden no tener efectos significativos en el sistema y la probabilidad de contagio puede ser baja, una vez que se inicia el proceso de contagio su propagación puede ser importante. Este efecto no es monótono en la conectividad, ya que con las interconexiones aumenta la probabilidad de que aquellos agentes que sobrevivieron a los efectos del shock inicial se encuentren más expuestos en una segunda ronda de contagio.

Esta literatura también destacó la importancia de considerar otros factores en el análisis macroeconómico, especialmente la heterogeneidad y la fragilidad financiera de los agentes (Aymanns et al., 2016; Bardoscia et al., 2017; Caccioli et al., 2015). Tal como sostienen Bardoscia et al. (2017), *“por un lado, la posible aparición de contagio depende del grado de heterogeneidad. Cuando los balances de los agentes son heterogéneos, los bancos no están expuestos de manera uniforme a su contraparte. Por lo tanto, si el contagio se desencadena por la quiebra de un banco de gran tamaño, que representa la mayor fuente de exposición para sus acreedores, la situación es peor que en el caso de agentes homogéneos [...] Por otro lado, la probabilidad de incumplimiento en los mercados crediticios está estrictamente vinculada a la presencia de agentes altamente apalancados [...]. De hecho, cuando las variaciones en el nivel de solidez financiera de las instituciones tienden a persistir en el tiempo o a amplificarse, los vínculos entre bancos financieramente frágiles representan un canal de propagación para el contagio y una fuente de riesgo sistémico”*. Esto se encuentra estrechamente vinculado a la Hipótesis de Inestabilidad Financiera (HIF) de Minsky (1986; 2016), donde los cambios endógenos en el grado de fragilidad financiera de los agentes generan fluctuaciones reales y, posiblemente, la materialización de los contagios (Minsky, 1964; Ferri and Minsky, 1992).

En términos generales, la interacción entre los agentes y la topología de red emergente son elementos clave para la dinámica de cualquier proceso de contagio (Montagna and Lux, 2017). Este hecho concuerda con la intuición de que cuando un nodo de una red financiera se ve afectado por un shock, este efecto se transmitirá a sus vecinos con una probabilidad proporcional a la fuerza de su vínculo con el nodo afectado de manera directa por el shock. En este contexto, la heterogeneidad adquiere especial relevancia: algunos nodos pueden ser lo suficientemente grandes o estar lo suficientemente conectados como para fallar, ya que es poco probable que sus dificultades afecten a un “vecindario” de gran tamaño. Distintos

análisis empíricos probaron la existencia de heterogeneidad y su relevancia en las redes de crédito (ver, por ejemplo, De Masi et al., 2011; De Masi and Gallegati, 2012; Aoyama, 2014; Temizsoy et al., 2017; Kwon et al., 2018; Forte, 2019), proporcionando así un fuerte argumento para un análisis más profundo de los efectos de red en los mercados económicos y financieros. En este sentido, surge la necesidad de abordar una heterogeneidad de red específica además de la heterogeneidad de los nodos para obtener una comprensión más profunda de los mercados de crédito. Al mismo tiempo, los resultados encontrados por los estudios empíricos de riesgo sistémico en mercados financieros son mixtos (ver, por ejemplo, Elsinger et al., 2006; Mistrulli, 2011; Cont et al., 2012). Los diferentes resultados encontrados en esta literatura, llamaron la atención de los Bancos Centrales, los cuales han mostrado un creciente interés en los últimos años, apoyando la investigación y difusión relacionadas con redes económicas y financieras (Kavonius and Castrén, 2009; European Central Bank, 2010; Georg, 2011; León et al., 2014; Denbee et al., 2018; Kant and Dhal, 2019; Forte, 2019, entre otros).

En este trabajo se utiliza el enfoque de Modelos Basados en Agentes (AMB) para analizar una red del mercado de crédito bancario y el efecto que el comportamiento de los bancos puede generar en la misma y en el desempeño económico general. Para ello, se analiza la estructura de la red de crédito que emerge endógenamente en un modelo basado en agentes, donde los bancos exhiben preferencia por la liquidez. Se considera que el enfoque es adecuado para este tipo de análisis, porque permite el desarrollo de modelos económicos que puedan reproducir las complejas dinámicas de los vínculos recurrentes que conectan el comportamiento de los agentes. Los ABM adoptan un tipo de microfundamentación basado en la teoría de la complejidad (Di Guilmi, 2017), haciendo posible analizar tendencias globales que emergen “desde abajo” (*bottom-up*). De acuerdo con Tesfatsion and Judd (2006) y Heymann et al. (2013), hay dos elementos claves que caracterizan a un sistema complejo: (i) unidades que interactúan y (ii) propiedades emergentes². En consecuencia, los ABM conciben a las economías y/o mercados como un complejo sistema dinámico adaptativo, en el que un gran número de agentes heterogéneos interactuando localmente, generan regularidades macro que a su vez influyen en los comportamientos micro de las unidades, y así sucesivamente. Esta cadena de “retroalimentaciones” determina una red de interacciones en evolución donde los niveles micro y macro son interdependientes. En palabras de Delli Gatti et al. (2011, 14) “*la complejidad surge debido a las interacciones dispersas y no lineales de una gran cantidad de agentes autónomos heterogéneos. Si bien podemos observar y medir naturalmente los resultados macro, [...] los agregados no pueden deducirse directamente de un examen del comportamiento de un individuo típico en forma aislada*”.

Existen diversas contribuciones vinculadas al estudio de redes financieras mediante modelos basados en agentes. En particular, en los últimos años se desarrolló una familia de modelos³ que combinan el origen financiero de las fluctuaciones del producto (Minsky, 2016), con la noción de información asimétrica en el mercado de crédito (Greenwald and Stiglitz, 1993). En líneas generales, estos modelos incorporan un sistema de interacción indirecta entre los agentes que permite ilustrar una dinámica económica que se encuentra en línea con lo descrito por Minsky (1976; 1986; 2016) en su HIF: cuando la economía crece, las empresas tienen la capacidad para cumplir con sus obligaciones crediticias, se reduce la tasa de interés y, en consecuencia, se eleva el nivel de inversión para todas las demás firmas en la economía. Por el contrario, cuando la cantidad de deuda en la economía crece, crece también el número de firmas que se declaran en quiebra, lo que obliga al sector bancario a elevar las tasas de interés, provocando más fracasos para las firmas y una reducción de la actividad económica. Los autores muestran que con un modelo

²La emergencia es el fenómeno por el cual emergen las macroestructuras a partir de comportamientos adaptativos (Tesfatsion and Judd, 2006)

³Ver, por ejemplo, Delli Gatti et al. (2005); Delli Gatti et al. (2008); Russo et al. (2007); Delli Gatti et al. (2007); Delli Gatti et al. (2010); Riccetti et al. (2013); Riccetti et al. (2016)

de estructura simple que incorpore la heterogeneidad e interacciones entre los agentes, se pueden obtener resultados realistas. En relación al estudio específico del comportamiento de los bancos, [Tedeschi et al. \(2019\)](#) estudian en un modelo AB similitudes y diferencias en dicho comportamiento en tres áreas geográficas (Estados Unidos, Europa y Asia) y analizan la evolución de las estrategias de estos agentes durante distintas fases del ciclo económico. Los resultados sugieren que la estrategia de fijar precios en función de información pasada es la que tiene un mayor poder desestabilizador en la economía, pero períodos de inestabilidad prolongados inducen a los bancos a no confiar en dicha información. Al mismo tiempo, muestran que este comportamiento contribuye en gran medida a la generación de burbujas y que los colapsos financieros también son anunciados por un fuerte aumento en el número de estos agentes. Así, los autores concluyen que el comportamiento estratégico de los bancos tiene un rol clave en la generación de dificultades financieras.

El modelo presentado en este trabajo describe una economía poblada por firmas y bancos que interactúan en el mercado de crédito, y su estructura permite analizar tanto las formas de interacción entre los agentes como sus comportamientos. Más específicamente, el modelo representa una versión simplificada del desarrollado por [Delli Gatti et al. \(2010\)](#) en lo que respecta a la estructura de producción de bienes finales, pero extendido al introducir comportamientos alternativos por parte de los bancos, donde el racionamiento selectivo y las tasas de interés se determinan de forma endógena.

En líneas generales, las firmas producen un bien que se vende a un precio estocástico y demandan crédito a los bancos para financiar la producción. El hecho de que las firmas sean tomadoras de precios genera incertidumbre también para los bancos que otorgan crédito, porque si los precios se ven afectados negativamente esto puede deteriorar la solvencia de la firma deudora. Si la dificultad es lo suficientemente grande, la firma puede ser incapaz de cumplir con los compromisos de deuda y entrar en quiebra. En una economía en red, la quiebra de una firma puede generar deudas incobrables, que afectan el patrimonio neto de los bancos. Estos últimos aumentarán la tasa de interés para todas las firmas prestatarias al ver deteriorado su patrimonio neto. Al mismo tiempo, si los bancos tienen preferencia por la liquidez, como se observa en las economías más inestables ([Lavoie, 2014](#)), las dificultades de las firmas alimentan las expectativas pesimistas de los bancos que incrementarán su preferencia por la liquidez y, como consecuencia, racionarán el crédito. Por lo tanto, las firmas afectadas pueden incurrir en dificultades adicionales en el servicio de la deuda, aumentando así la debilidad de todo el sector no financiero y el número de quiebras en el mismo⁴.

Se analizan dos escenarios para mostrar cómo cambios en el comportamiento de los bancos pueden afectar la formación de la red de crédito y, por lo tanto, el desempeño macroeconómico general. Más específicamente, en el escenario base se reproduce un comportamiento en el que estos agentes consideran el coeficiente de adecuación del capital y el apalancamiento de la firma para fijar la tasa de interés. Los bancos destinan sus fondos al otorgamiento de préstamos a firmas productivas y no hay racionamiento de crédito, salvo para firmas con problemas de liquidez observables por el banco. Esto es coherente con la existencia de un trade-off entre garantizar la solvencia de los bancos y reducir el costo de los servicios financieros ([Saunders and Schumacher, 2000](#)).

En el segundo escenario, se reproduce la preferencia por la liquidez ([Keynes, 1930, 1936](#)) en el comportamiento de los bancos ([Dow and Dow, 1989](#); [Lavoie, 2009](#); [Minsky, 2016](#)), ya sea por motivos especulativos o como forma de cubrirse de los riesgos que se asumen en el mercado de crédito. En este marco, los ban-

⁴Este proceso describe una dinámica similar a la del acelerador financiero basado en red ([Delli Gatti et al., 2010](#)). La diferencia central es que se reduce la probabilidad de que un banco quiebre, pero se mantienen las dificultades en el sector no financiero como consecuencia del racionamiento por preferencia por la liquidez en el comportamiento de las entidades financieras.

cos tienen la posibilidad de invertir parte de sus fondos, no solo en el financiamiento de proyectos de firmas productivas, sino también en el sector financiero. Esto puede interpretarse, por ejemplo, como la adquisición de letras del Banco Central (como es el caso de las Letras de Liquidez en Argentina que solo pueden ser adquiridas por los bancos) o bien como la compra de divisas restringidas por su disponibilidad. En este caso, la restricción del crédito a la firmas tiene dos fuentes, por un lado, la condición de liquidez de la firma y, por otro, la decisión del banco de racionar el crédito producto de preferencias por la liquidez. Para la tasa de interés, las entidades bancarias consideran, al igual que en escenario base, el requisito de adecuación del capital y el apalancamiento de la firma.

Por último, se realiza un análisis de las principales características o propiedades de la red de crédito simulada en ambos escenarios y sus efectos en el desempeño macroeconómico general.

Los resultados de las simulaciones muestran que cambios en las estrategias de fijación de la oferta de crédito por parte de los bancos pueden aumentar la inestabilidad en el sector real de la economía. Más específicamente, cuando los bancos restringen el crédito a las firmas y asignan recursos al sector financiero, aumentan el número de quiebras en el sector productivo, así como también la proporción de deuda incobrable. En síntesis, se observa un efecto negativo sobre la actividad económica cuando los bancos destinan fondos al mercado financiero; es decir, cuando existe una rasignación de recursos desde la economía real al sector financiero. Por otro lado, los resultados destacan que las características topológicas de la red de crédito son relevantes para explicar las fluctuaciones del producto. En particular, el crecimiento económico se asocia a una economía con mayor acceso al crédito y menor concentración en el mercado de crédito bancario.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En el Capítulo 1 se presenta el modelo, iniciando por los aspectos más generales. En las Secciones 1.1 y 1.2 se describen las reglas de comportamiento de las firmas y los bancos, respectivamente, y en la Sección 1.3 se define el mecanismo de interacción entre ambos agentes en el mercado de crédito. En el Capítulo 2 se exponen los resultados de las simulaciones. En la Sección 2.2 se resumen los principales resultados del análisis de sensibilidad para el escenario de referencia. El Capítulo 3 contiene un análisis de las características de la red de crédito simulada y un análisis de sensibilidad del parámetro clave en la determinación del modo en que interactúan las firmas y bancos en el mercado de crédito. Finalmente, en el Capítulo 4 se exponen las conclusiones de la investigación.

Capítulo 1

El modelo

El modelo reproduce lo que [Minsky \(1986, 250\)](#) definió como “economía capitalista básica”. Es decir, representa una economía poblada por dos tipos de agentes heterogéneos, las firmas (i) y los bancos (z), que interactúan en el mercado de crédito. La estructura del modelo nos permite analizar las formas de interacción entre los agentes y sus comportamientos.

Se presenta una versión simplificada del modelo desarrollado por [Delli Gatti et al. \(2010\)](#), con modificaciones específicas dado el objetivo de analizar el comportamiento de las entidades bancarias en contextos de incertidumbre. En líneas generales, las firmas producen un bien que se vende a un precio estocástico y demandan crédito a los bancos para financiar sus costos productivos. El hecho de que las firmas sean tomadoras de precio genera incertidumbre también para los bancos que otorgan crédito, porque si los precios se ven afectados negativamente esto puede deteriorar la solvencia de la firma deudora. Si la dificultad es lo suficientemente grande, la firma puede ser incapaz de cumplir con los compromisos de deuda y entrar en quiebra. En una economía en red, la quiebra de una firma puede generar deudas incobrables, que afectan el patrimonio neto de los bancos. Estos últimos aumentarán la tasa de interés para todas las firmas prestatarias al ver deteriorado su patrimonio neto. Al mismo tiempo, si los bancos tienen preferencia por la liquidez, como se observa en las economías más inestables ([Lavoie, 2014](#)), las dificultades de las firmas alimentan las expectativas pesimistas de los bancos que incrementarán su preferencia por la liquidez y, como consecuencia, racionarán el crédito. Por lo tanto, las firmas afectadas pueden incurrir en dificultades adicionales en el servicio de la deuda, aumentando así la debilidad de todo el sector no financiero y el número de quiebras en el mismo. Este proceso describe una dinámica similar a la del acelerador financiero basado en red [Delli Gatti et al. \(2010\)](#), donde la preferencia por la liquidez de los bancos puede amplificar las dificultades financieras del sector productivo.

Como se va a desarrollar más adelante, en cada período las firmas solo observan un subconjunto aleatorio del total de bancos. La existencia de incertidumbre lleva a la existencia de una jerarquía de fuentes financieras, donde las firmas prefieren financiar su producción con recursos propios, algo que representa una regularidad empírica¹. Las empresas solo demandarán crédito cuando los costos de producción (que pueden interpretarse también como proyectos de inversión) son mayores que los fondos propios disponibles por las firmas. De esta manera, convivirán empresas autofinanciadas y empresas no autofinanciadas.

Como simplificación, se supone que las empresas autofinanciadas depositan sus ahorros en el banco sin ganar ningún interés, mientras que las empresas no autofinanciadas definen la red de crédito en sus

¹Ver, por ejemplo, [Céspedes et al. \(2010\)](#) y [Maquieira et al. \(2012\)](#), para un estudio sobre la estructura financiera de las empresas productivas en América Latina

vínculos con los bancos. La estructura de la red de crédito evoluciona endógenamente, ya que en cada período cada empresa (no autofinanciada) busca al banco con la tasa de interés más baja (entre los que observa). Así, la estructura de la red se puede representar como un grafo bipartito, donde los nodos se clasifican en dos conjuntos de empresas y bancos.

A continuación, se describen más detalladamente las reglas de comportamiento de los agentes y la forma de interacción.

1.1. Firmas

Las firmas $i = 1, 2, \dots, I$ son productoras de bienes de consumo. Se supone que toda la producción se vende en el mismo período $t = 1, 2, \dots, T$, por lo que no hay variación de stocks. Las empresas adoptan la misma tecnología de producción lineal utilizando el trabajo (L_{it}) como único factor productivo; es decir, la producción (Y_{it}) evoluciona linealmente con la cantidad de trabajadores contratados, como se indica en la ecuación (1.1).

$$Y_{it} = L_{it} \frac{1}{\phi_1} \quad (1.1)$$

donde $\frac{1}{\phi_1}$ representa la productividad laboral (constante). Por simplicidad (porque no se modela el mercado de trabajo), se asume un salario w constante y homogéneo entre las firmas, y una oferta de trabajo perfectamente elástica, por lo que el costo salarial de cada empresa está dado por $W_{it} = wL_{it}$.

La demanda de trabajo de cada firma depende de los recursos financieros de los que dispone: fondos propios, representados por el patrimonio neto (A_{it}), y fuentes externas, representadas por el crédito bancario. Para determinar cuántos recursos financieros requerirán en cada período, las firmas computan la cantidad de producción deseada (Y_{it}^d) de acuerdo a la ecuación (1.2).

$$Y_{it}^d = \phi_o (A_{it})^\beta \quad (1.2)$$

donde $\phi_o > 0$ y $0 < \beta < 1$ son parámetros uniformes para las firmas y constantes entre períodos. La ecuación (1.2) representa una forma reducida del problema de maximización presentado por [Greenwald and Stiglitz \(1993\)](#). Es decir, las empresas maximizan una función de ganancias cuyo argumento es el costo de la quiebra, ponderado por la probabilidad de que esta ocurra².

Combinando las ecuaciones (1.1) y (1.2), puede obtenerse la demanda de trabajo requerida para generar un nivel de producto igual a Y_{it}^d , como indica la ecuación (1.3). Es decir, que la demanda de trabajo es una función creciente y cóncava de las condiciones financieras de las empresas.

$$L_{it} = \phi_1 \phi_o (A_{it})^\beta \quad (1.3)$$

Para financiar la producción se establece una jerarquía de fuentes de recursos (ver, por ejemplo, [Bebczuk, 2010](#); [Céspedes et al., 2010](#); [Maquieira et al., 2012](#)). En primer lugar, utilizan recursos propios y, luego, fuentes externas. De esta manera, las firmas se clasifican en dos grupos dependiendo de si son completamente autosuficientes en términos financieros o no. Más específicamente, una empresa se financiará enteramente con fondos propios si $A_{it} \geq W_{it}$ y solicitará crédito en caso contrario. Formalmente, la posición financiera neta de la empresa i (PF_{it}) se define como:

²Para una discusión detallada de la utilización de esta función ver [Delli Gatti et al. \(2010, 1630:1631\)](#).

$$PF_{it} = W_{it} - A_{it} \rightarrow P[PF_{it}] \begin{cases} 1 & \text{si } PF_{it} > 0 \Rightarrow i \in \mathcal{FP}_t^1 \\ 0 & \text{si } PF_{it} \leq 0 \Rightarrow i \in \mathcal{FP}_t^0 \end{cases} \quad (1.4)$$

donde \mathcal{FP}_t^0 es el conjunto de firmas que cubren los costos productivos enteramente con fondos propios y \mathcal{FP}_t^1 es el conjunto de firmas no autofinanciadas. De esta manera, una firma demanda crédito cuando $PF_{it} > 0$ y la misma queda determinada como indica la ecuación (1.5).

$$Bd_{it} = PF_{it} \cdot P[PF_{it}] \quad (1.5)$$

donde Bd_{it} es el monto de crédito demandado por la firma i en el período t , el cual puede diferir del crédito otorgado, B_{it} .

Los bancos $z = 1, 2, \dots, Z$ cobran a las firmas $\in \mathcal{FP}_t^1$ una tasa de interés r_{izt} por el crédito otorgado. Las firmas pueden obtener crédito de distintos bancos; como el costo de los intereses varía en función del banco, la tasa de interés promedio ponderada por el monto del crédito que enfrenta la firma i está dada por $r_{it}^* = \frac{1}{B_{it}} \sum_z r_{izt} B_{izt}$, con $B_{it} = \sum_z B_{izt}$, donde B_{it} es el crédito otorgado.

Por simplicidad, se supone que las firmas con excedentes de recursos financieros lo depositan en el banco pero no cobran tasa de interés por los depósitos. De esta manera, el beneficio de la firma (Π_{it}) está determinado por la diferencia entre los ingresos totales por ventas ($p_{it}Y_{it}$) y la suma de los costos de producción (W_{it}) y los intereses que debe pagar en el período por el crédito tomado ($\sum_z r_{izt} B_{izt}$), como indica la ecuación (1.6).

$$\Pi_{it} = p_{it}Y_{it} - \left[W_{it} + \sum_z r_{izt} B_{izt} \right] \quad (1.6)$$

donde p_{it} es el precio unitario del producto comercializado por la firma. Dado que en el mercado de bienes nos estamos centrando en el lado de la oferta, podemos suponer sin pérdida de generalidad que un shock real idiosincrático afecta la demanda de bienes que enfrenta cada firma. Así, el precio de venta de la empresa i , $p_{it} = \alpha + g_{it}$, está compuesto por una ganancia bruta esperada (α) y una parte aleatoria para cada firma en cada período (g_{it}). Se asume que la variable aleatoria g_{it} sigue una distribución normal con media cero y varianza constante, es decir, $g \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. De esta manera, los precios son exógenos, específicos de la firma y están representados por variables aleatorias distribuidas normalmente que fluctúan alrededor de un promedio común³.

1.1.1. Quiebra

La quiebra de las firmas es un elemento central en el modelo estudiado en este trabajo, como lo es también en el ciclo de las economías capitalistas en la narrativa de Minsky. Más específicamente, es el mecanismo que permite reducir la proporción de unidades en posiciones especulativas y Ponzi en una economía en crisis que intenta recuperar la estabilidad.

En el modelo una firma puede declararse en quiebra por dos motivos:

1. **Insolvencia (equiebra):** una firma entra en quiebra por insolvencia cuando su patrimonio neto toma un valor negativo. Como en el modelo no se incorporan dividendos y la empresa suma sus ganancias al patrimonio neto, la ley de movimiento de este último queda determinada como indica la ecuación (1.7).

³Esta forma de modelar un shock exógeno específico para cada unidad productiva es común en este tipo de modelos, ver, por ejemplo, Delli Gatti et al. (2010); Riccetti et al. (2013); Riccetti et al. (2016).

$$A_{it} = A_{it-1} + \Pi_{it} \quad (1.7)$$

De esta manera, la regla para determinar si una empresa está en quiebra por insolvencia está determinada por la ecuación (1.8).

$$eqquiebra_{it} = \begin{cases} verdadero & \text{si } A_{it} \leq 0 \\ falso & \text{si } A_{it} > 0 \end{cases} \quad (1.8)$$

2. **Falta de liquidez** (*liquiebra*): Una firma puede entrar en quiebra por falta de liquidez, lo cual ocurre cuando los compromisos de deuda (cuota de capital más intereses) superan a las ganancias obtenidas en el período (ver ecuación (1.9)). De acuerdo con Minsky (1986), es necesario entender a las unidades económicas en términos de sus flujos de efectivo para comprender cómo sus compromisos financieros afectan a la economía real. Los compromisos de pago de las firmas se limitan por los flujos de efectivo realizados y esperados. En el modelo, esto se traduce de la siguiente manera. Se supone que las empresas mantienen una proporción θ de su patrimonio en activos líquidos. De esta manera, en cada período las entradas de efectivo están dadas por ganancias y activos líquidos, mientras que las salidas de efectivo son las cuotas de capital e intereses de la deuda asumida. Su diferencia da el flujo de caja neto (liq_{it}):

$$liq_{it} = \Pi_{it} + \theta A_{it} - \sum_z (1 + r_{izt}) B_{izt} \quad (1.9)$$

Si liq_{it} es negativo, la empresa tiene falta de liquidez. Esta falta de liquidez en sí no es la que lleva a la firma a la quiebra, ya que esta se da, como indica la ecuación (1.10), cuando la relación entre la liquidez y el valor de la producción (en términos absolutos) sobrepasa un determinado nivel liq_{max} . Si la posición de liquidez de la firma es negativa pero su valor absoluto está por debajo del nivel liq_{max} , la empresa no se declara en quiebra, pero los bancos pueden cortar su acceso al crédito, complicando la situación financiera de la firma.

$$liquiebra = \begin{cases} verdadero & \text{si } \left| \frac{liq_{it}}{Y_{it}} \right| > liq_{max} \\ falso & \text{si } \left| \frac{liq_{it}}{Y_{it}} \right| \leq liq_{max} \end{cases} \quad (1.10)$$

En las simulaciones (ver Capítulo 2), cuando una firma i entra en quiebra es reemplazada por otra firma, con un patrimonio neto pequeño respecto al de las firmas incumbentes. Más específicamente, será un número aleatorio en una distribución uniforme entre cero y \bar{A} (es decir, $\mathcal{U}[0; \bar{A}]$). Este mecanismo de entrada-salida de firmas en el mercado mantiene al vector I constante en los diferentes períodos de la simulación.

1.2. Bancos

El comportamiento de este tipo de agente es el objeto principal de estudio en este trabajo. Los bancos otorgan crédito a las firmas para que financien su producción en caso de que las mismas no puedan financiarse enteramente con fondos propios. No se modelan interacciones de crédito entre las firmas, por lo que toda la deuda que contraen las mismas es a través del crédito bancario (B). La contrapartida la constituyen los dos pasivos de los bancos, es decir, el capital y los depósitos⁴. En línea con la narrativa

⁴Dado que el análisis se centra en el comportamiento de los bancos y su interacción con las firmas productivas en el mercado de crédito, es posible suponer sin pérdida de generalidad que los bancos pueden obtener las cantidades necesarias de depósitos.

de Minsky, el modelo se basa en el enfoque de balance para modelar la red de interacciones: los balances y los flujos de efectivo son fundamentales para comprender los vínculos entre empresas y bancos en un marco teórico de red.

1.2.1. Escenario de referencia

Todos los bancos pagan la misma tasa de interés sobre los depósitos (r_{min_t}), pero cobran distintas tasas de interés a las firmas. Siguiendo a [Ricetti et al. \(2016\)](#) la tasa de interés específica para la empresa i establecida por el banco z en el período t , se indica en la ecuación (1.11).

$$r_{izt} = r_{min_t} + \gamma CS_{zt}^{-\gamma} + \psi \frac{lev_{it}}{(1 + A_{it}/A_{t-1}^{max})^\psi} \quad (1.11)$$

donde:

1. r_{min_t} : es el valor mínimo que puede tomar la tasa de interés que fijan los bancos. Se supone exógeno (como parte de las decisiones de política del Banco Central) y se corresponde con la tasa que los bancos cobran por los depósitos. De esta manera el spread de las tasas de crédito bancario no puede tomar valores negativos.
2. $\gamma CS_{zt}^{-\gamma}$: es el componente de la tasa relacionado con variables a nivel banco. Específicamente, es una función del indicador de adecuación del capital: $CS_{zt} = \frac{A_{zt}}{B_{zt}}$, donde A_{zt} es el patrimonio neto del banco z en el período t , $B_{zt} = \sum_i B_{izt}$ es el monto total de crédito otorgado por el banco z y γ es un parámetro que mide la sensibilidad de la tasa de interés ante cambios en el indicador de solidez financiera.
3. $\psi \frac{lev_{it}}{(1 + A_{it}/A_{t-1}^{max})^\psi}$: es el componente de la tasa relacionado con variables a nivel firma. Se considera una función del nivel de apalancamiento $lev_{it} = \frac{B_{it}}{A_{it}}$ y el patrimonio neto con parámetro ψ , donde A_{t-1}^{max} es el patrimonio neto de la firma que en el período anterior alcanzó el valor máximo. Esto indica que cuanto mayor sea el apalancamiento de la firma con respecto a su tamaño (medido por el patrimonio neto relativo a aquella con el máximo valor en el período previo), mayor será el costo de financiamiento para la empresa.

Una consecuencia de esto es que los bancos financieramente sólidos pueden otorgar crédito en mejores condiciones que otros bancos (reducen la tasa de interés y atraen a más empresas) y que las firmas financieramente más sólidas obtienen mejores condiciones para el crédito (la tasa de interés que cobra el prestamista incorpora una prima de financiación externa, que aumenta con el apalancamiento y, por lo tanto, está inversamente relacionada con el patrimonio neto del prestatario).

Los bancos tienen costos c que son proporcionales a su tamaño. En caso de que una firma con la que un banco tenga abierta una línea de crédito entre en quiebra, el banco solo puede recuperar una proporción RR (tasa de recuperación) de los préstamos atrasados. De esta manera, los beneficios del banco (Π_{zt}) se determinan como indica la ecuación (1.12).

$$\Pi_{zt} = \sum_i r_{izt} B_{izt} - r_{min_t} D_{zt} - c(A_{zt} + D_{zt}) - (1 - RR) bad_{zt} \quad (1.12)$$

donde r_{izt} es la tasa de interés que el banco z cobró a la firma i (si no entró en quiebra) por el crédito B_{izt} , r_{min_t} es la tasa que el banco paga por los depósitos, D_{zt} es la cantidad depositada en el banco z y bad_{zt} es la deuda incobrable del banco z .

Como se mencionó anteriormente, un banco puede otorgar créditos con tasas de interés variables, por lo que en cualquier período, un banco y una empresa pueden tener múltiples enlaces de crédito con tasas diferentes. La cantidad de crédito ($cred$) que cada banco puede otorgar está limitada por un requisito de adecuación del capital (CS^*) establecido de manera exógena (legalmente), como se indica en la ecuación (1.13).

$$cred_{zt} = A_{zt}/CS^* - B_{zt} \quad (1.13)$$

1.2.2. Escenario con racionamiento por preferencia por la liquidez

En este escenario, se intentan representar comportamientos que reflejan la preferencia por la liquidez de los bancos; la cual, en general, tiende a ser satisfecha por la adquisición de activos líquidos que no son necesariamente dinero. De acuerdo con Keynes (1930) los bancos poseen una relación deseada y relativamente estable entre reservas y pasivo exigible en el corto plazo; el aumento de la demanda por reservas responde a situaciones de incertidumbre o expectativas pesimistas respecto a la evolución de la actividad económica.

Existe cierta probabilidad de que los bancos puedan invertir en un activo financiero F de determinada rentabilidad cuyo plazo es de un período. En caso de que se presente la oportunidad, utilizarán la liquidez disponible para adquirir el activo financiero. El activo F tiene un rendimiento cierto igual a $\rho = r_{min}$. Donde se presenta la incertidumbre respecto a este activo es en la disponibilidad o no del mismo. La probabilidad pa (igual para todos los bancos) de que puedan adquirir el activo sigue una distribución uniforme entre 0 y 1: $pa \sim \mathcal{U}[0, 1]$.

En este escenario el racionamiento tiene lugar producto de la preferencia por la liquidez de los bancos. Los bancos mantienen liquidez, ya sea en dinero o en el activo F , por lo que los beneficios adquieren la forma que indica la ecuación (1.14).

$$\Pi_{zt} = \sum_i r_{izt} B_{izt} - r_{min_t} D_{zt} - c(A_{zt} + D_{zt}) - (1 - RR) bad_{zt} + \rho F_{zt} \quad (1.14)$$

Los bancos tienen un objetivo de cobertura de liquidez que varía en función de las expectativas de evolución futura de la economía. En particular, desean mantener la relación entre los activos líquidos (dinero y F) y los flujos de efectivo netos esperados (LIQ) por encima de un umbral l (endógeno) que depende de la evolución reciente de la economía, como se indica en la ecuación (1.15).

$$LIQ_{zt} \geq l_{zt} \\ \text{con } l_{zt} = \begin{cases} \bar{l} & \text{si } GR^e > 0 \\ \bar{l}(1 + \mathcal{U}[0; u_{max}]) & \text{si } GR^e \leq 0 \end{cases} \quad (1.15)$$

donde $LIQ_{zt} = \frac{LA_{zt}}{SE_{zt}}$ y GR_t^e es el crecimiento esperado por z para el período.

Las expectativas de crecimiento futuro de los bancos se forman observando el crecimiento reciente de manera adaptativa:

$$GR_t^e = GR_{t-1}^e + \epsilon(GR_t - GR_{t-1}^e)$$

Es decir, el umbral de liquidez se revisa adaptativamente de un período a otro de acuerdo con un esquema simple que depende del crecimiento de la economía en $t - 1$. Cuando su nivel de liquidez se encuentra por debajo del umbral l_{zt} , racionan el crédito. Una vez que retornan al umbral de liquidez, la

oferta de crédito toma valores positivos. Esta regla se representa en la ecuación (1.16).

$$cred_{zt} = \begin{cases} A_{zt}/CS^* - L_{zt} & \text{si } LIQ_{zt} \geq l_{zt} \\ 0 & \text{si } LIQ_{zt} < l_{zt} \end{cases} \quad (1.16)$$

La fijación de la tasa de interés coincide con el escenario base.

1.3. Interacción entre firmas y bancos: formación de la red de crédito

La red de crédito está compuesta por la población $\mathcal{F}\mathcal{P}_t$ de I empresas y la población \mathcal{Z}_t de Z bancos, con I y Z constantes a lo largo del tiempo. Como se mencionó anteriormente, el grupo de firmas que no pueden financiar su producción solo con fondos propios se indica $\mathcal{F}\mathcal{P}_t^1$, mientras que el grupo de las que si lo hacen se indica con $\mathcal{F}\mathcal{P}_t^0$; por lo tanto, $\mathcal{F}\mathcal{P}_t = \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1 \cup \mathcal{F}\mathcal{P}_t^0$. Como la posición financiera de las firmas cambia con el tiempo, también lo hace el tamaño de estos dos grupos.

Para la interacción entre las firmas y los bancos en el mercado de crédito se incorpora un mecanismo de correspondencia aleatoria, como en [Delli Gatti et al. \(2010\)](#). Inicialmente, la formación de los vínculos entre firmas y bancos (es decir, la red de crédito) es aleatoria. Luego, al inicio de cada período las firmas con demanda de crédito positiva, observan las tasas de interés de los bancos con los que ya tenían una línea abierta en el período previo y, al mismo tiempo, consultan a otros n bancos. Estos n bancos se seleccionan aleatoriamente entre aquellos sin vínculo previo con la firma. De esta manera una firma $i \in \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1$ observa solo un grupo $\mathcal{Z}_{it} \subset \mathcal{Z}_t$, a los que puede solicitar crédito. Por su parte, los bancos $z \in \mathcal{Z}_t$ reciben las demandas de crédito por parte de las firmas $i \in \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1$ y deciden si otorgar crédito o no, en función de los fondos disponibles y del nivel de liquidez (esto varía en los escenarios). Computan e informan a las firmas las tasas de interés por el crédito solicitado.

La firma elige pedir crédito a aquellos bancos que ofrecen la tasa de interés más baja; si el crédito disponible del banco que ofrece la menor tasa de interés no es suficiente para cubrir la demanda de fondos de la firma, la misma usa el crédito parcialmente disponible y continua con el siguiente banco en la lista (que, por supuesto, pedirá una tasa más alta) entre los n que observa, hasta cubrir el monto total (o agotar los bancos observados, lo que ocurra primero). Para modelar una relación de crédito estable entre las partes vinculadas, como la que se observa en la realidad, siguiendo a [Delli Gatti et al. \(2010\)](#) se supone que la firma cambia el banco con el que tenía un vínculo de crédito con una probabilidad ps_i , que aumenta de manera no lineal con la diferencia entre la tasa de interés del banco anterior (r_o) y la tasa de interés establecido por el nuevo banco potencial observado (r_n), como indica la ecuación (1.17). Si bien este procedimiento se activa en cada período, el banco se cambia con menos frecuencia.

$$ps_i = \begin{cases} 1 - e^{\lambda \frac{r_n - r_o}{r_n}} & \text{si } r_o > r_n \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (1.17)$$

ps_i , la probabilidad de que la firma i cambie a un banco nuevo, toma valores positivos solo cuando un banco entre los que observa ofrece una tasa menor a la que ofrece el banco con el que ya tenía abierta una línea de crédito. En caso de que $r_n < r_o$, la firma i extrae un número aleatorio de una distribución uniforme $\mathcal{U}(0, 1)$ y cambia el banco si este número está por debajo de ps_i . El parámetro λ afecta la asimetría en el grado de distribución de los bancos y en la distribución del crédito. Un mayor valor de λ implica una mayor propensión a cambiar de un banco a otro (en función de la tasa de interés más baja). En los resultados de base, se establece $\lambda = 1$ y, luego, se realiza un análisis de sensibilidad sobre este parámetro.

Hay un elemento adicional que influye en la formación de vínculos entre firmas y bancos y, por lo tanto, de la red de crédito. En el escenario donde hay restricciones de crédito más estrictas producto de la preferencia por la liquidez de los bancos, éstos pueden rechazar por completo el crédito solicitado; en este caso la firma consultará a los siguientes en la lista de manera sucesiva hasta encontrar un banco dispuesto a prestar y cubrir así sus necesidades financieras. Si la firma consulta sin éxito a todos los bancos de su lista, deberá reducir su producción para cubrir los costos solo con recursos internos. De manera que, en este caso, la producción real diferirá de la producción deseada: ya no se determinará como indica la ecuación (1.2), sino que será de acuerdo a la ecuación (1.18).

$$Y_{it}^d > Y_{it} = \frac{A_{it}}{w\phi_1} \quad (1.18)$$

La introducción de estas restricciones incorpora un mecanismo que puede amplificar las dificultades financieras de las unidades productivas. Es probable que a una firma con niveles elevados de apalancamiento o bajos niveles de liquidez, solo le otorguen crédito los bancos que ofrecen las tasas de interés más altas entre los que observa. En el peor de los casos, nadie le otorga crédito a la firma, la cual se ve obligada a reducir su producción (y sus futuras ganancias).

El Algoritmo 1 resume el mecanismo de matching entre firmas y bancos.

En las simulaciones, las firmas observan al 10 % de los bancos, el número total de bancos con los que una empresa puede establecer vínculos de crédito en un período se limita a $MB = 2$ y el plazo máximo del crédito se establece en $H = 2^5$.

Hay dos mecanismos aleatorios que influyen o determinan la evolución de la red: (i) el componente aleatorio del precio que enfrentan las firmas (esto determina si una firma va a pertenecer a \mathcal{FP}_t^0 o a \mathcal{FP}_t^1), y (ii) la lista de n bancos que observa una firma (que se selecciona de manera aleatoria del total de bancos).

En la red de crédito, los bancos y las firmas representan los nodos, mientras que las relaciones de crédito representan los vínculos entre ambos agentes. Es decir, se trata de una red bipartita, ya que está compuesta por dos tipos de nodos y los vínculos solo son posibles entre nodos de clases diferentes. Un ejemplo de la representación gráfica de esta red puede verse en la figura 1.1. Dado que un vínculo entre una firma i y un banco z existe si hay una relación de crédito entre ambos, podemos definir a la matriz de adyacencia rectangular S_t (ecuación (1.19)) para representar a la red bipartita:

$$S_t = \{s_{iz}^t : i \in \mathcal{FP}_t^1; z \in \mathcal{Z}_t^1\} \in \mathbb{R}_{I_t^1 Z_t^1}(\{0, 1\}) : s_{iz}^t = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow (i, z) \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (1.19)$$

donde el elemento s_{iz} indica si existe un vínculo entre los nodos i y z : $s_{iz} = 1$ si la firma i recibió crédito del banco z , $s_{iz} = 0$ en caso contrario. Luego, es posible definir a la matriz de adyacencia ponderada ω_{iz} , donde $\omega_{iz} > 0$ si $s_{iz} = 1$ y el valor ω_{iz} es exactamente el monto del crédito; $\omega_{iz} = 0$ en caso contrario.

La representación de la red bipartita proporciona información completa de los vínculos en el mercado de crédito bancario y, al mismo tiempo, permite identificar las conexiones directas entre nodos de un mismo tipo. Esto último resulta relevante para poder analizar el proceso de contagio de dificultades financieras a través de la red. La red bipartita puede descomponerse en dos redes llamadas *proyectadas*, que se obtienen de proyectar la red inicial en el subespacio compuesto por nodos de un mismo tipo, por lo que cada una está compuesta solo por un tipo de nodo (ver figura 1.1). De la proyección realizada solo sobre el subespacio de firmas, se obtiene una red donde los nodos representan firmas y dos de ellas están

⁵Esto es coherente con lo que sucede en Argentina. De acuerdo a las estadísticas presentadas por D'Erasmus et al. (2020) más del 90 % de las firmas mantienen relaciones de crédito con 1 o 2 bancos.

Algorithm 1: matching entre firmas y bancos

```

1 while demanda de credito residual total > 0 and oferta credito bancario residual total > 0 do
2   Set lista bancos actuales
3   Set lista otros bancos
4   Set lista aleatoria de bancos activos
5   foreach firm i (orden aleatorio) do if  $P[PF] = 1$  then
6     if  $liq > 0$  then
7       Observa un subset aleatorio de bancos activos
8       while (hay necesidad de credito and oferta credito bancario residual > 0) do
9         obtiene al banco con la menor tasa de interes
10        Set inew = minima tasa de interes obtenida
11        Set iold = tasa de interes banco actual
12        if [uniform random number] <  $(1 - \exp(\lambda * (inew - iold)/(inew)))$  then
13          | ask_bank = index banco que ofrece  $r = inew$ ;
14          end
15          else ;
16          ask_bank = index banco actual (no cambia)
17          verifica si el banco tiene suficiente capital para obtener credito
18          if (credito disponible > credito remanente) then
19            /* toma el credito del banco */
20            link_firm = ask_bank
21            /* deja de consultar en el mercado de credito */
22            demanda de credito = 0
23          end
24          /* si el limite de credito disponible del banco no es suficiente usa el credito
25             parcialmente disponible */
26          else (credito disponible > 0);
27          link_firm = ask_bank
28          demanda de credito = demanda de credito - credito disponible
29          /* va a otros bancos por la parte que falta */
30        end
31      end
32    end
33  ;
34 end

```

vinculadas entre sí si ambas tienen una línea de crédito abierta con el mismo banco z ; es decir, tienen al menos un acreedor en común. Mientras que de la proyección de la red bipartita en el subespacio de bancos, se obtiene una red donde los nodos representan bancos y existe un vínculo entre ellos cuando comparten al menos un deudor en común; es decir, le otorgaron crédito a la misma firma.

En el ejemplo presentado en la figura 1.1, la red bipartita está conformada por 3 nodos z (bancos) y 4 nodos i (firmas). El banco z_1 otorgó un crédito a las firmas i_1 , i_2 e i_3 , mientras que el banco z_2 abrió líneas de financiamiento para las firmas i_3 e i_4 . Como ambos le otorgaron crédito a la firma i_3 , existirá un vínculo entre ellos en la red resultante de la proyección de la red inicial en el subespacio de bancos. El banco z_3 le otorgó crédito a las firmas i_1 e i_2 , por lo que estará vinculado con z_1 , pero no con z_2 . Por lo tanto, un evento que afecte a z_2 tendrá un efecto indirecto en z_1 y, a través de este, afectará a z_3 . De manera análoga se puede obtener la red resultante de proyectar la red bipartita en el subespacio de firmas,

como se representa en la figura 1.1. En este sentido, las redes proyectadas permiten analizar el proceso de contagio de dificultades financieras. Como las empresas interactúan indirectamente a través del sector bancario, dos empresas conectadas al mismo banco se afectan entre sí a través de su desempeño: si pagan su deuda, mejoran la solidez financiera del banco y, por lo tanto, reducen la posibilidad de que el banco aumente la tasa de interés; por el contrario, si una empresa falla, afecta negativamente a las otras empresas a través del mismo mecanismo. El alcance de este proceso, lo determina la existencia de vínculos en las redes proyectadas.

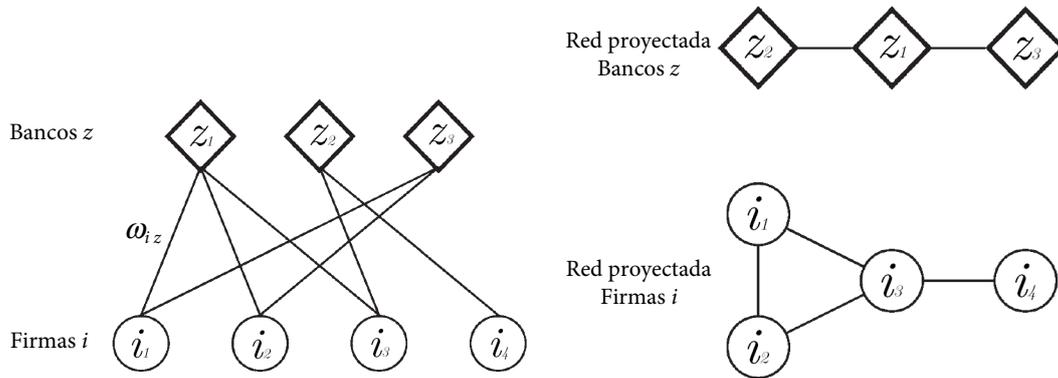


Figura 1.1: Ejemplo de red bipartita firmas-bancos (izq.) y redes proyectadas (der.)

Formalmente, un banco $z \in \mathcal{Z}_t^1$ puede otorgar simultáneamente crédito a dos firmas $i_a, i_b \in \mathcal{F}\mathcal{P}_{zt}^1 \subset \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1$, donde $\mathcal{C}_{zt} \equiv \mathcal{F}\mathcal{P}_{zt}^1$ es la cartera de clientes del banco z en el período t . Estas firmas forman un clique⁶ al rededor de ese banco. Cada fila de S_t está asociada a un banco y define un grupo de empresas interconectadas, lo que sería la cartera \mathcal{C}_{zt} de clientes del banco z en el período t . Así, la matriz E_t representa a la red que resulta de proyectar la matriz S_t en el subespacio de firmas no autofinanciadas.

$$E_t = \{e_{ab}^t : i_a, i_b \in \mathcal{F}\mathcal{P}_{zt}^1, \forall z \in \mathcal{Z}_t^1\} \in \mathbb{R}_{I_t^1 I_t^1}(\{0, 1\}) : e_{ab}^t = \begin{cases} 1 & \Leftrightarrow s_{i_a z}^t \cdot s_{i_b z}^t = 1 \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (1.20)$$

donde el elemento e_{ab}^t indica si hay un vínculo entre las firmas i_a e i_b en la red proyectada, lo cual sucede cuando ambas pertenecen al conjunto de clientes de un mismo banco. La matriz E_t representa la estructura de la red $\mathcal{J}_t = \{\mathcal{F}\mathcal{P}_t^1, \varepsilon_t\}$, donde $\mathcal{F}\mathcal{P}_t^1$ es el set de nodos y ε_t es el set de vínculos. De acuerdo con lo descrito anteriormente, la red de crédito \mathcal{J}_t es un sistema de cliques, cada uno de los cuales identifica un componente \mathcal{C}_{zt} :

$$\mathcal{C}_{zt} = \left\{ i \in \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1 : \bigcap_{i \in \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1} \mathcal{Z}_{it}^1 = z \in \mathcal{Z}_t^1 \right\} \equiv \mathcal{F}\mathcal{P}_{zt}^1 \subset \mathcal{F}\mathcal{P}_t^1 \quad (1.21)$$

de $I(\mathcal{C}_{zt}, t) = I_z(t)$ firmas al rededor de un banco $z \in \mathcal{Z}_t^1$, de manera que $\mathcal{F}\mathcal{P}_t^1 = \bigcup_{z \in \mathcal{Z}_t^1} \mathcal{C}_{zt} \cdot I(\mathcal{C}_{zt}, t)$ toma valores en el set Λ :

$$\Lambda_\kappa = \{\kappa_s = s \in \{1, S\}\} \subset \mathbb{I} \quad (1.22)$$

⁶Un clique es un subconjunto de nodos de una red donde cada elemento comparte un vínculo entre sí. Más específicamente, un conjunto de n nodos en una red forma un clique si y solo si cada uno ellos está directamente conectado a los otros $n - 1$ y no existe otro nodo en la red que se pueda incorporar de manera de formar un grupo de $n + 1$ nodos, todos conectados entre sí (ver, por ejemplo, Newman, 2018). Cuando se realizan las proyecciones de la red bipartita en los subespacios de nodos por separado, cada grupo en dicha red da como resultado un conjunto de nodos en la proyección de manera que están todos conectados entre sí, formando un clique. Notar que los cliques pueden superponerse, lo que significa que pueden compartir uno o más de los mismos nodos.

$I(\mathcal{C}_{zt}, t)$ cuantifica tanto el tamaño de la cartera como el grado del banco z en la red. Por lo tanto, $I(\mathcal{C}_{zt}, t) = s$ significa que el banco z es de clase κ_s ya que su cartera incluye s prestatarios.

En síntesis, la red de crédito se reestructura en cada período en función de: (i) los cambios en el tamaño de los grupos de empresas autofinanciadas y no autofinanciadas; (ii) la composición del grupo de bancos que observa cada firma no autofinanciadas (el cual es aleatorio); (iii) la modificación en las condiciones financieras de los bancos y empresas, así como las expectativas de los bancos respecto a la evolución futura de la economía, todos factores que determinan las tasas de interés; y (iv) la formación resultante de vínculos.

En el Capítulo 2, se presentan los resultados de las simulaciones para los dos escenarios descritos y luego, en el Capítulo 3, se analizan las características y la estructura de la red de crédito.

Capítulo 2

Análisis de simulación

La economía está poblada por 500 empresas (I) y 50 bancos (Z). La simulación se ejecuta durante 1000 períodos. Se presentan los resultados correspondientes al intervalo 200-1000. Al igual que [Delli Gatti et al. \(2010\)](#), se considera al intervalo de tiempo entre 1–199 como un período de inicialización, por lo que puede contener algunos valores atípicos. Por ello, para poder dar una visualización más clara de las tendencias resultantes, se presentan los resultados a partir del período 200 en adelante. La exclusión de los primeros 200 períodos no modifica los resultados principales.

En el inicio, el patrimonio neto de cada firma es igual a 20 y el de cada banco es igual a 40. Cuando una empresa i entra en quiebra se reemplaza por otra firma, cuyo patrimonio es pequeño en relación con el de las firmas incumbentes, lo que mantiene al vector $I = 50$ a lo largo de la simulación. En particular, el patrimonio neto de la nueva firma será un número aleatorio en una distribución uniforme entre cero y cinco ($\mathcal{U}[0; 5]$). De manera similar, entra un nuevo banco con un patrimonio neto de manera aleatoria en una distribución $\mathcal{U}[20; 30]$ cuando un banco quiebra. Este mecanismo puede interpretarse como una nueva entidad que asume al banco que sale del mercado, incluyendo a los créditos por cobrar que mantenían.

La lista de los parámetros calibrados, junto con sus valores, lo que representan y la referencia a la ecuación correspondiente se presenta en la [Tabla 2.1](#). No se realizó un ejercicio empírico de validación de los resultados, ya que el modelo no incorpora elementos importantes que caracterizan a las economías en el mundo real, como la inversión en bienes de capital, variación de stock, innovación y cambio tecnológico, un mercado laboral y dinámica salarial realistas, entre otros factores. Estas características, relevantes para representar a las economías en general, se simplificaron o ignoraron en el modelo, porque el foco del análisis está en las interacciones en el mercado de crédito bancario y las fluctuaciones del producto de origen financiero. No obstante, se calibraron los parámetros de manera de poder reproducir en los datos simulados algunas regularidades empíricas de las variables macroeconómicas, como la asimetría negativa y leptokurtosis en la distribución de las tasas de crecimiento. En el [Anexo](#) se presenta un ejercicio sencillo de validación a partir de la comparación del output para un conjunto de variables con los datos reales de la economía argentina.

Como se mencionó anteriormente, las simulaciones se centran en el mecanismo para la disposición de la oferta de crédito, con el objetivo de analizar los efectos del comportamiento de los bancos con preferencia por la liquidez en las fluctuaciones de la economía. En la [Sección 2.1](#), se presentan los resultados de las simulaciones y en la [Sección 2.2](#) se presenta un análisis de sensibilidad de los resultados de la simulación del modelo de referencia. En el [Apéndice](#) pueden encontrarse los resultados del análisis de robustez.

Tabla 2.1: Valor de los parámetros del modelo

Parámetro	Valor	Ecuación
ϕ_0	1	Función de producción de las firmas; ec. (1.2)
β	0.15	Función de producción de las firmas; ec. (1.2)
ϕ_1	1.2	Productividad laboral (inversa); ec. (1.1)
w	1	Salario; ec. (1.1)
α	10 %	Ganancia bruta esperada firmas (precio); ec. (1.6)
σ^2	0.01	Varianza de g ; ec. (1.6)
θ	0.5	Proporción del capital que la firma puede mantener líquido; ec. (1.9)
liq_{max}	0.4	Umbral de liquidez relativa a la producción; ec. (1.10)
r_{min}	2 %	Piso de la tasa de interés; ec. (1.11)
γ	0.01	Parámetro (banco) en la fijación de tasa de interés; ec. (1.11)
ψ	0.03	Parámetro (firma) en la fijación de tasa de interés; ec. (1.11)
RR	50 %	Tasa de recuperación de fondos en caso de quiebra de una firma; ec. (1.12)
c	0.5 %	Costos operativos de los bancos; ec. (1.12)
CS^*	12 %	Requisito de adecuación del capital bancos; ec. (1.13)
l_z	0.6	Umbral mínimo de liquidez; ec. (1.15)
MB	2	Máximo número de bancos con los que una firma puede tener crédito
n	10 %	Proporción de bancos que observan las firmas cada período
H	2	Plazo máximo del crédito

2.1. Dinámica macroeconómica

Como se describió previamente, la cantidad de crédito total que puede otorgar un banco está limitada por el coeficiente de adecuación del capital, como indica la ecuación (1.13)¹. A su vez, la tasa de interés se determina como indica la ecuación (1.11): cuanto mayor sea la relación entre el apalancamiento y el patrimonio neto de la firma, mayor será la tasa de interés que cobra el banco por el crédito. Como se describe en las Secciones 1.2.1 y 1.2.2, la diferencia central entre los dos escenarios está en la disposición de la oferta de crédito.

En las Tablas 2.2 y 2.3 se presentan los resultados de las simulaciones correspondientes a los períodos 200-1000. Los resultados presentados son coherentes con lo que encuentran Delli Gatti et al. (2010), Riccetti et al. (2013) y Riccetti et al. (2016): shocks idiosincráticos conducen a fluctuaciones macroeconómicas que aumentan la fragilidad financiera de los agentes. Los bancos con mayor patrimonio neto y, por lo tanto, con un mayor ratio de adecuación del capital, pueden establecer tasas de interés más bajas y aumentar así su participación en el mercado de crédito². Respecto a las firmas, el mecanismo es similar: aquellas con posiciones financieras más sólidas se benefician de tasas de interés más bajas, realizan inversiones (proyectos que no eran rentables a una tasa mayor) y contribuyen así al crecimiento. Sin embargo, si una empresa entra en quiebra, también afecta la posición financiera de los bancos, que pueden entrar en quiebra o incrementar las tasas de interés en caso de mantenerse en pie como reacción a la pérdida de patrimonio. Esta reacción por parte de los bancos trae dificultades financieras para las firmas clientes del banco, ocasionando nuevas quiebras.

¹Si bien, de acuerdo con las normas de Basilea II y III, los créditos se ponderan en función del riesgo, en el modelo no hay diferenciación de riesgo entre los activos, por lo que (por simplicidad) se establece $CS = A/L$.

²Como sucedió con los bancos extranjeros que comenzaron a operar en algunos países de América Latina en los '90, ver por ejemplo, Martínez Peria and Mody (2004)

Tabla 2.2: Resultados de las variables económicas para el escenario base. Períodos 200-1000.

variable	media	desvio	min	max	skewness	kurtosis
Deuda incobrable	8.57 %	3.31 %	1.56 %	20.84 %	0.52	0.35
Quiebra bancos	0.30	0.62	0.00	5.00	2.79	11.05
Patrimonio Neto bancos	33,416	19,181	3,086	91,148	0.70	-0.00
Deuda	10,388	1,320	7,287	14,381	0.48	0.35
Quiebra firmas	27.15	4.82	12.00	40.00	0.12	-0.38
Patrimonio Neto firmas	29,775	22,059	10,834	84,720	1.40	0.39
Producto	32,362	2,177	27,630	38,906	0.52	-0.18
Tasa de interés	5.99 %	0.02 %	5.95 %	6.05 %	0.10	-0.63
Apalancamiento	0.77	0.26	0.26	1.24	-0.56	-0.77
Quiebra bancos (%)	0.60 %	1.25 %	0.00 %	10.00 %	2.79	11.05
Quiebra firmas (%)	5.43 %	0.96 %	2.40 %	8.00 %	0.12	-0.38
Crecimiento	4.40 %	1.32 %	-9.85 %	6.99 %	-0.27	3.22

Tabla 2.3: Resultados de las variables económicas para el escenario alternativo. Períodos 200-1000

variable	media	desvio	min	max	skewness	kurtosis
Deuda incobrable	9.48 %	4.21 %	2.14 %	58.18 %	3.26	27.47
Quiebra bancos	0.12	0.36	0.00	3.00	3.14	11.24
Patrimonio Neto bancos	27,318	24,018	2,503	91,297	0.88	-0.45
Deuda	5,646	1,335	3,739	9,808	0.83	-0.35
Quiebra firmas	28.31	4.98	10.00	46.00	0.08	0.45
Patrimonio Neto firmas	23,904	12,310	10,967	51,088	0.92	-0.59
Producto	23,716	3,089	18,530	31,239	0.65	-0.71
Tasa de interés	6.15 %	0.02 %	6.10 %	6.20 %	0.03	-0.77
Apalancamiento	1.04	0.30	0.46	1.59	-0.21	-1.30
Quiebra bancos (%)	0.24 %	0.71 %	0.00 %	6.00 %	3.14	11.24
Quiebra firmas (%)	5.66 %	1.00 %	2.00 %	9.20 %	0.08	0.45
Crecimiento	2.00 %	2.09 %	-12.19 %	5.82 %	-0.32	2.14

Las Figuras 2.1.a, 2.1.b y 2.1.c muestran la evolución de la producción agregada y la tasa de crecimiento, respectivamente, para los dos escenarios considerados. En ambos casos, se observan patrones de fluctuaciones irregulares que muestran diferencias significativas entre distintos subperíodos. Esto se debe tanto a la exogeneidad de los precios como a la compleja estructura adaptativa del sistema (Delli Gatti et al., 2010). En el escenario base, la desviación estándar de la distribución de la tasa de crecimiento es del 1.32 %, presenta una asimetría sesgada hacia la izquierda (coeficiente de asimetría igual a -0.27) y es leptocúrtica (exceso de curtosis igual a 3.22). En el escenario donde se reproduce un comportamiento de preferencia por la liquidez por parte de los bancos, tanto el producto como la tasa de crecimiento resultan, en promedio, menores que en el escenario de referencia y exhiben un mayor grado de volatilidad.

La Figura 2.2 muestra la dinámica de la deuda total que exhibe un comportamiento similar a la producción agregada. La correlación de la deuda (rezagada un período) con el producto es positiva, lo que está en línea con la dinámica descrita por Minsky (1986; 2016). Si las firmas encuentran bancos que las finan-

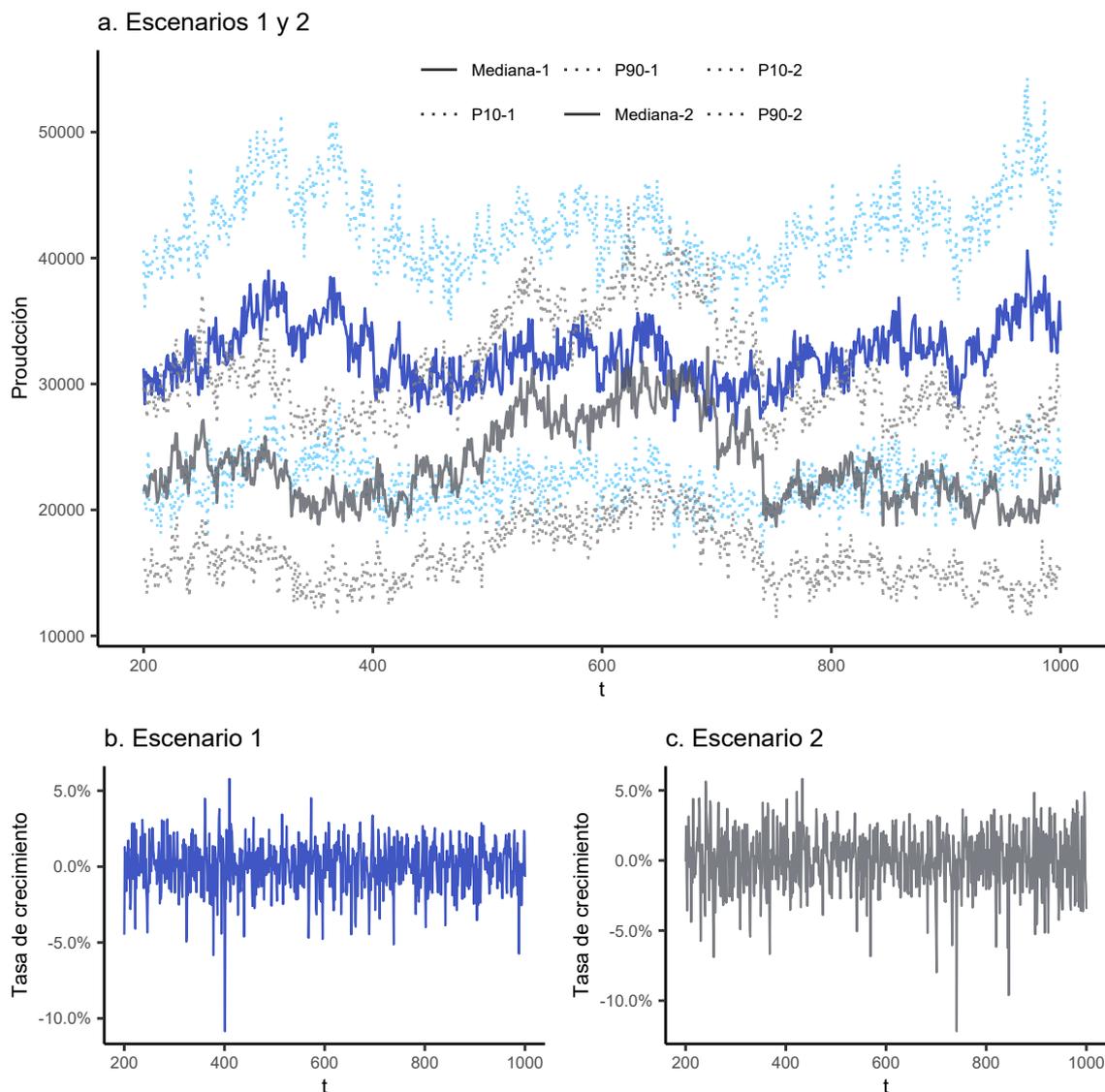


Figura 2.1: Producción y tasa de crecimiento para los escenarios 1 y 2. Períodos 200-1000

cien, pueden aumentar la producción y, por lo tanto, mayor deuda implica mayor producto en momentos de crecimiento, pero amplifica el efecto de un shock negativo en el precio del bien que comercializan las firmas. En el escenario base, la proporción de la deuda sobre el PBI es en promedio del 30.5 %, lo que se encuentra cercano a los valores que se observan en la realidad. El ratio de deuda incobrable alcanza un valor promedio de 8.57 % y un máximo de 20.84 %. En el escenario alternativo, la deuda total se reduce, especialmente como consecuencia de las restricciones de los bancos para otorgar crédito. Si bien la correlación con el producto es positiva al igual que en el escenario base, la relación deuda-pbi se reduce, en promedio, a 24 %. Por su parte, el ratio de deuda impaga promedio se incrementa al pasar de 8.6 a 9.5 (ver Tablas 2.2 y 2.3). Esto implica que las restricciones en la oferta de crédito pueden amplificar las dificultades financieras de las unidades productivas. Si ningún banco está dispuesto a prestarle a una firma, esta se ve obligada a reducir su producción y sus futuras ganancias, lo que hace más difícil aún que pueda hacer frente a deudas en el futuro.

Respecto al apalancamiento de las firmas, en el escenario base, la variable tiene una media de 0.77 y un desvío de 0.26. El máximo valor observado es de 1.24, el cual coincide temporalmente con uno de los

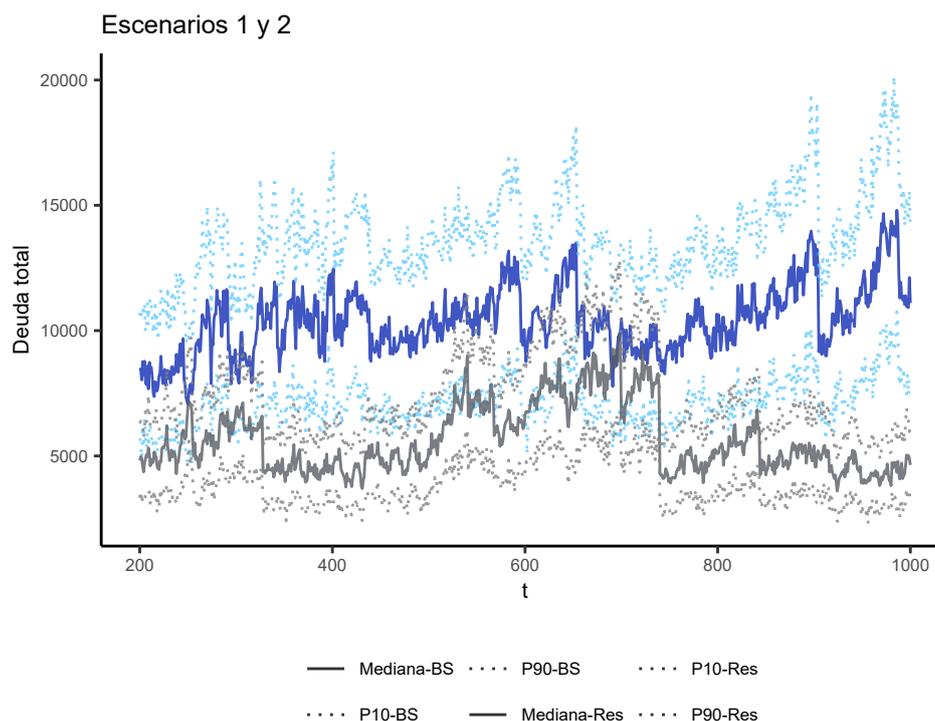


Figura 2.2: Deuda total y tasa de interés para los escenarios 1 y 2. Períodos 200-1000

valores más bajos del producto y el patrimonio neto de las firmas. Debido a que los precios se fijan de manera exógena, exhibe una elevada volatilidad. En el escenario donde los bancos exhiben preferencia por la liquidez, el apalancamiento de las firmas es levemente mayor al observado en el escenario base, como se puede observar en las Tablas 2.2 y 2.3. Si bien la deuda es menor, también lo es el patrimonio de las firmas, lo que se refleja también en el menor nivel de producto.

En los primeros períodos la tasa de interés (promedio ponderada, en relación a la participación del banco en el mercado de crédito) muestra una tendencia decreciente, producto del crecimiento sostenido y los bajos niveles de apalancamiento de las firmas. Luego, muestra una tendencia creciente, que se explica centralmente por el aumento en el apalancamiento de las firmas y la disminución en el patrimonio neto de los bancos (provocado por el crecimiento del ratio de deuda incobrable). Los valores fluctúan entre 5.09 % y 6.05 %, con una media de 5.99 % y un desvío de 0.02 % (baja variabilidad). En el escenario alternativo no se observan cambios significativos en la tasa de interés promedio, resulta levemente mayor respecto al escenario base. Hay dos factores que están afectándola: un efecto positivo por el mayor apalancamiento en relación al patrimonio neto de las firmas y otro negativo producto de un coeficiente de adecuación de capital más elevado por parte de los bancos. Se mantiene en un rango entre 6.1 % y 6.2 %, exhibe una mayor volatilidad respecto del escenario previo y se encuentra correlacionada con el nivel de apalancamiento de las firmas.

2.1.1. Quiebras

En el modelo, por construcción, las entidades bancarias solo pueden entrar en quiebra como consecuencia del contagio, es decir, de la falta de pago por parte de las firmas con las que tienen abiertas líneas de crédito. En otras palabras, los bancos no pueden salir del mercado sin una deuda incobrable causada por la quiebra de uno o más prestatarios. Por el contrario, en el caso de las firmas, podemos distinguir las di-

ficultades provenientes del mercado (en el modelo, causadas por shocks negativos en la demanda) de las dificultades producto del contagio. En el primer caso, la quiebra se da como consecuencia de ganancias negativas (pérdidas), independientemente del diferencial de prima de riesgo cobrado por los bancos. Es decir, en este caso las firmas salen del mercado debido al efecto combinado de variables exógenas: shock de demanda y tasa de política establecida por el Banco Central. En caso de las dificultades por contagio, la quiebra se da como consecuencia del aumento en la tasa de interés, que es en gran medida una variable endógena determinada por las conexiones de crédito: (i) la situación financiera de la firma en cuestión depende no solo del shock de demanda sino también del diferencial cobrado en el pasado por los bancos; (ii) la condición financiera del propio banco depende de la solidez financiera del resto de los bancos prestatarios. Por lo tanto, estas dificultades están determinadas de manera endógena por la falla pasada de otras firmas prestatarias del mismo banco; es decir, por conexiones de crédito.

Durante el período de tiempo considerado, observamos que el porcentaje promedio de quiebras de las firmas en cada período es del 5.43 % (27 empresas en quiebra), con un máximo del 8 % (40 firmas) y un mínimo del 2.4 % (12 firmas). La media de quiebras por contagio en cada período es 2.6, por lo tanto, la proporción de incumplimientos contagiosos, es decir, el número de incumplimientos contagiosos dividido por el número total de incumplimientos de la empresa, es 9.6 %. En el escenario donde los bancos exhiben preferencia por la liquidez, la proporción de firmas que entran en quiebra es, en promedio, mayor que en el caso del escenario de referencia, mientras que el patrimonio neto se reduce significativamente. Respecto de los bancos, se observa un patrón estable, la quiebra alcanza un máximo de 5 (10 %) y una media cercana a 0. Como se puede observar en las Figuras 2.3.a y 2.3.c, se reduce la proporción de bancos que entran en quiebra en relación al escenario de referencia. El promedio pasa de 0.38 % a 0.21 % y el máximo de 8.6 % y 4 %. Este resultado explica en parte, el comportamiento de preferencia por la liquidez por parte de los bancos: la tenencia de activos líquidos les permite lidiar con eventuales situaciones de default en un contexto incierto. Si bien el patrimonio neto de los bancos es menor que en el escenario base, en este escenario, el mismo es significativamente mayor al patrimonio neto de las firmas.

En síntesis, los resultados de las simulaciones muestran que cuando los bancos conservan liquidez y restringen así la disponibilidad de fondos para financiar proyectos productivos, la inestabilidad en el sector real puede aumentar sin tener efectos significativos en el crecimiento económico.

2.2. Análisis de sensibilidad

Para evaluar en qué medida los resultados de las simulaciones dependen de los valores especificados para los parámetros, se realizó un análisis de sensibilidad, práctica extendida en la literatura de modelos basados en agentes (Tsfatsion and Judd, 2006; Delli Gatti et al., 2018). Para ello, se ejecutó el modelo en el escenario de referencia cambiando el valor de un parámetro por vez, *ceteris paribus* el valor del resto, para analizar cómo se modifican los resultados. A continuación se describen los resultados más relevantes.

Para evaluar la sensibilidad de los resultados ante cambios en los parámetros relevantes para la decisión de producción de las firmas, ϕ_0 , ϕ_1 y β que pertenecen a las ecuaciones (1.1) y (1.2), se modificó el valor de ϕ_0 en el intervalo $[0,6; 3]$, el de β en $[0,1; 0,7]$ y el de ϕ_1 en $[1; 2]$, con cambios discretos de 0,2 en todos los casos. En líneas generales, se observaron resultados similares para estos experimentos. Un aumento en la productividad (representado por estos parámetros) tiene efectos positivos en la economía, tanto en términos de producción como de estabilidad financiera. Se observa un mayor crecimiento medio, y una disminución en el promedio de quiebras de firmas y bancos, la tasa de interés y el nivel de apalan-

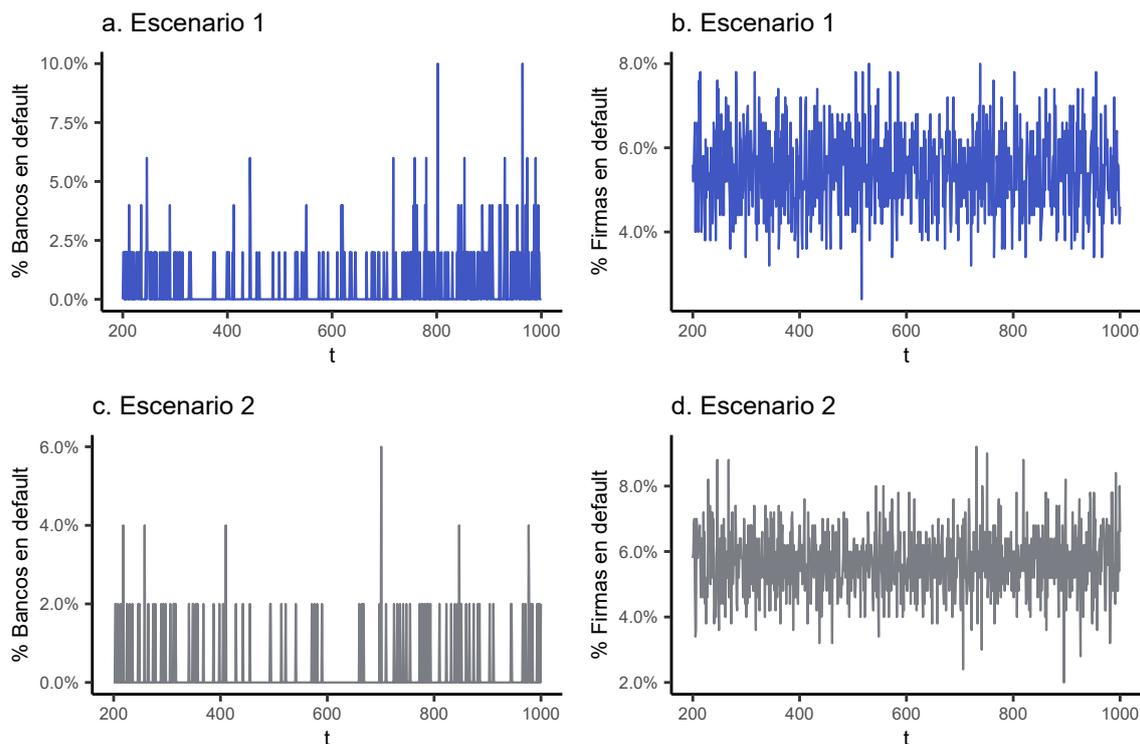


Figura 2.3: Bancos y firmas en default para los escenarios 1 y 2. En porcentajes, períodos 200-1000.

camiento.

Respecto a los bancos, se destacan los siguientes resultados respecto a la sensibilidad del modelo ante cambios en los parámetros relevantes en la determinación tanto de la oferta como del costo del crédito. En primer lugar, consideramos el parámetro r_{min} , que representa a la tasa de política monetaria, determinada por el Banco Central, y se considera como un “piso” de la tasa que fijan los bancos para el crédito. Se modificó de 0,01 a 0,1 en saltos discretos de 0,01. A medida que r_{min} aumenta, el desvío estándar de la tasa de crecimiento se reduce, hasta que alcanza el valor 0,05; luego de este valor (es decir, para $r_{min} \geq 0,05$) sigue una tendencia constante. Como es esperado, disminuye la probabilidad de quiebra de los bancos a medida que aumenta r_{min} .

Por otro lado, el parámetro γ representa cuánto pesa el componente específico de condición financiera del banco (en particular, el ratio de adecuación de capital) en la determinación de la tasa de interés (ecuación (1.11)). Se modificó el valor de γ en el intervalo $[0,005; 0,05]$ en saltos de 0,005 de amplitud. Aumentos de γ tienen un efecto positivo sobre el promedio del ratio de deuda incobrable, de la deuda total y de la probabilidad de quiebra de los bancos. Mientras que no genera efectos significativos en los valores medios de la proporción de firmas en quiebra y la tasa de crecimiento (en particular, para valores de $\gamma \geq 0,01$).

El último parámetro relevante en la fijación de la tasa de interés es ψ , que representa cuánto pesa el componente específico de características de las firmas. Para el análisis de sensibilidad se modificó el valor de ψ entre 0,005 y 0,05 por intervalos discretos de 0,005. A medida que los valores de ψ crecen, el desvío estándar de la tasa de crecimiento disminuye, mientras su media se mantiene prácticamente sin cambios. Tanto la deuda total y la proporción de bancos en quiebra se reducen, mientras que no se observan cambios significativos en la proporción de firmas en quiebra.

Finalmente, se modificó el valor del requisito de adecuación del capital CS^* , establecido inicialmente

en 12. Se modificó el valor de este parámetro en el intervalo $[0,04; 0,22]$ aumentando en 0,02 cada vez. A medida que CS^* aumenta, la media de la tasa de crecimiento se reduce y el desvío estándar exhibe un comportamiento cuadrático: aumenta para los primeros valores y luego disminuye. Por otro lado, aumentos en el requisito de adecuación de capital reducen la inestabilidad financiera: disminuyen la probabilidad de quiebra de firmas y bancos, el nivel de apalancamiento y las tasas de interés. En otras palabras, el aumento de CS^* tiene un efecto estabilizador en la economía, al tiempo que disminuye la tasa de crecimiento promedio.

Capítulo 3

Estructura de la red de crédito

En este capítulo se aplican herramientas de la teoría de redes para estudiar las propiedades topológicas del modelo y mostrar la relevancia de los vínculos crediticios para la dinámica económica general. En primer lugar, se analiza la relación entre las características de la red y algunas de las variables macroeconómicas descritas en la sección previa. Finalmente, se analizan algunas características topológicas de la red de crédito simulada y la sensibilidad de las mismas frente a cambios en el parámetro λ , el cual es relevante en las decisiones de selección de banco prestamista por parte de las firmas (ver ecuación (1.17)).

3.1. Red y dinámica macroeconómica

Como se describió en la Sección 1.3, la red de crédito se representa como una red bipartita donde los bancos y las firmas son los nodos y los vínculos son las relaciones de crédito entre ambos tipos de agentes, como se expresa en la matriz S_t . Es posible extraer dos redes proyectadas de una red bipartita, cada una compuesta por un solo tipo de nodo. En el caso de las redes de crédito bancario, dos empresas (bancos) están conectadas en una red de crédito proyectada si comparten al menos un prestamista (prestatario). La matriz E_t representa la proyección para el caso de las firmas.

Es posible observar diferentes características de las redes; presentamos aquí las utilizadas para analizar el vínculo entre la red de crédito y la dinámica macroeconómica general (para más detalle sobre estas medidas, se puede consultar, entre otros, [Heymann et al., 2013](#); [Namatame and Chen, 2016](#); [Newman, 2018](#)).

La primera de ellas es el **grado de un nodo** k_i , una de las medidas más utilizadas en la literatura de redes. Para un nodo i , su grado k_i es el número de vecinos, es decir, el número de nodos conectados a i :

$$k_i = \sum_{j \neq i} s_{ij}$$

En las redes dirigidas, es posible distinguir entre el grado interno y el grado externo del nodo i , ya que $k_i^{out} \equiv \sum_{j \neq i} s_{ij} \neq \sum_{j \neq i} s_{ji} \equiv k_i^{in}$. Para el caso de grafos ponderados, se utiliza como medida la **fuerza de un nodo** ω_i , que es la extensión del concepto de grado para este tipo de redes. La fuerza se define como la suma de los pesos de todos los vínculos que parten de ese nodo:

$$\omega_i = \sum_{j \neq i} \omega_{ij}$$

De manera análoga a k_i , si la red es dirigida podemos distinguir entre la fuerza externa y la fuerza interna del nodo i , ya que $\omega_i^{out} \equiv \sum_{j \neq i} \omega_{ij} \neq \sum_{j \neq i} \omega_{ji} \equiv \omega_i^{in}$.

Dado que en este caso tenemos una red bipartita, el grado externo e interno representan, respectivamente, el número de prestatarios de un banco determinado y el número de prestamistas de una firma determinada, mientras que la fuerza externa e interna representan, respectivamente, la cantidad total de préstamos otorgados por un banco determinado y el préstamo total que recibe una firma determinada.

Otra medida relevante es la **conectividad** l , definida como el número de enlaces en la red:

$$l = \sum_i d_i \equiv \sum_i d_i$$

Ponderando la conectividad por el número máximo posible de enlaces se obtiene la **densidad ρ de la red**, que en el caso bipartito es:

$$\rho = \frac{l}{IZ}$$

donde $I = |B|$ y $Z = |F|$. A su vez, la mayoría de los nodos en una red están conectados por una ruta, es decir, una secuencia de nodos donde cada uno de ellos está vinculado con el siguiente nodo en la secuencia. En este caso, se dice que la red tiene una **Componente Gigante**, lo que significa que la mayoría de los nodos se encuentran en un solo componente conectado, definido como un subgrafo máximo conectado de la red¹. Luego podemos calcular la porción ng de nodos incluidos en este subgrafo. Una medida relacionada, es la **distancia** d_{ij} entre dos nodos i y j , definida como el mínimo número de vínculos o conexiones que es necesario recorrer para unir ambos nodos. Al valor máximo de d_{ij} en la red se la denomina diámetro, mientras que al valor medio se lo denomina distancia característica o promedio. Si i y j no están conectados, se establece $d_{ij} = +\infty$, por lo que la distancia promedio d puede calcularse solo para los componentes conectados de la red (diverge si el grafo es desconexo).

También puede calcularse el **coeficiente de agrupación** o **clustering** c_i para la red proyectada, el cual constituye una medida de cuan integrado es el vecindario de un nodo. El coeficiente de agrupación de un nodo i es la proporción de sus vecinos que son, al mismo tiempo, vecinos entre ellos:

$$c_i = \frac{\sum_{h \neq j} s_{ij} a_{ih} s_{jh}}{k_i(k_i - 1)}$$

donde el numerador es el número de vínculos que unen entre sí a los vecinos del nodo i , excluyendo a este último. La agrupación suele asociarse con estructuras locales heterogéneas y vecindarios en redes complejas. En muchas redes sociales encontramos que si el nodo i está vinculado al nodo j y el nodo j al nodo h , entonces existe una probabilidad bastante alta de que i y h también estén vinculados. Esta propiedad, por lo tanto, mide el número de “triángulos” en la red.

Por otro lado, un indicador de **centralidad del nodo** B_i en la red puede ser de utilidad como medida de la relevancia de un nodo en la estructura general del grafo. Puede definirse de la siguiente manera:

$$B_i = \sum_{j,k; j \neq k} \frac{n_{jk}(i)}{n_{jk}}$$

donde n_{jk} es el número total de caminos mínimos que conectan los nodos j y k y $n_{jk}(i)$ es el número

¹Dos nodos i y j se dicen conectados si la red contiene un vínculo de i a j . Un subgrafo de la red se dice que está conectado si contiene solamente nodos conectados.

de caminos mínimos que unen los nodos j y k que pasan por el nodo i . De esta manera, la centralidad expresa el número de caminos mínimos que unen entre sí a dos elementos cualesquiera de la red que deben pasar necesariamente por el nodo i .

Por último, se incluye una medida de **concentración** Σ^2 para la red de crédito bipartita. Esta medida se obtiene a partir de la matriz normalizada $M = D_{out}^{-1/2} W D_{in}^{-1/2}$, donde D es la diagonal de la matriz con elementos w_1, w_2, \dots, w_n . Específicamente, la medida de concentración se obtiene como:

$$\Sigma^2(M) \equiv \sum_{i=2}^r \sigma_i^2$$

donde σ_i^2 son los valores singulares de la matriz M ordenados de mayor a menor, empezando por el segundo más grande².

En las Tablas 3.1 y 3.2 se presentan medidas de correlación entre las características descritas de la red simulada y las principales variables económicas del modelo; las cuales se encuentra en línea con las expectativas teóricas.

Tabla 3.1: Correlación por pares entre variables económicas y de red bipartita. Valor crítico al 5 % = 0,0693

Variable	Conectividad	Densidad	Comp.G	Distancia.media	Concentracion
Produccion	0.3216	0.3415	0.0101	0.3109	-0.5017
Patrimonio de las firmas	0.2015	0.1999	0.0210	0.1966	-0.2989
Patrimonio de los bancos	0.0103	0.0092	-0.0199	0.0231	-0.0163
Default firmas	-0.1295	-0.1416	-0.0612	-0.0155	0.4273
Default bancos	-0.0006	0.0196	-0.0206	0.0916	0.5184

Tabla 3.2: Correlación por pares entre variables económicas y de red proyectada. Valor crítico al 5 % = 0,0693

Variable	Conectividad	Densidad	Comp.G	Distancia.media	Clustering
Produccion	0.2362	0.2151	-0.0083	-0.1854	0.3174
Patrimonio de las firmas	0.2014	0.1974	0.0021	-0.1564	0.2043
Patrimonio de los bancos	-0.0587	-0.0542	-0.0561	-0.0021	0.1958
Default firmas	-0.1247	-0.1943	-0.0382	0.1243	-0.0212
Default bancos	-0.0705	-0.0213	-0.3471	0.0130	0.1425

De los resultados se desprende una correlación positiva entre la producción y el patrimonio neto de las firmas y las medidas de conectividad (l) y densidad de la red (ρ), lo cual se observa tanto en el caso de la red de crédito bipartita, como en el de la red proyectada. Este resultado indica que el crecimiento de la actividad económica está relacionado con una mayor densidad y conectividad en la red de crédito. Es decir, en un contexto de crecimiento con mejoras en el patrimonio neto de las firmas, se reduce la probabilidad de que una empresa entre en quiebra, los bancos están más dispuestos a prestar y, por lo tanto, aumenta el número de vínculos crediticios entre ambos agentes. Al incrementar la densidad de la red, se reduce el número de subgrafos disjuntos y los mismos aumentan su tamaño.

²Para más detalles sobre la obtención de esta medida de red puede consultarse [Bargigli and Gallegati \(2011\)](#)

Respecto a la distancia entre nodos, el resultado anterior genera dos efectos opuestos. Por un lado, los subgrafos conectan más nodos distantes y, por el otro, el creciente número de vínculos da como resultado una distancia más corta entre ellos. En consecuencia, con el crecimiento de la actividad económica la distancia característica: (i) aumenta en la red bipartita (ver Tabla 3.1) y (ii) se reduce en la red proyectada (ver Tabla 3.2). Esto último tiene sentido, ya que el crecimiento de la actividad económica fomenta las relaciones de crédito y, por lo tanto, más firmas comparten más bancos prestamistas y viceversa. Al mismo tiempo, este resultado puede observarse en el incremento del indicador de agrupación promedio entre nodos de la red proyectada. El efecto contrario se observa cuando la actividad económica se encuentra en una fase descendente: crece la morosidad de las firmas, los bancos comienzan a restringir el crédito y, por lo tanto, se reduce la densidad de la red, como lo demuestran las correlaciones entre la quiebra de las firmas y las variables de red analizadas.

Al mismo tiempo, se observa una correlación negativa entre la actividad económica, medida por la producción y el patrimonio neto de las firmas, y el grado de concentración en la red de crédito. Aquí puede interpretarse tanto que una mayor densidad en la red implica una menor concentración en el mercado de crédito, como el vínculo causal inverso, es decir, que un mercado de crédito menos concentrado contribuye a generar un entorno económico más sólido.

En el caso de los bancos, si bien la quiebra no afecta a la densidad general de la red dado que las empresas demandantes de crédito pueden buscar financiamiento en otros bancos, esta variable muestra una correlación negativa y elevada con el tamaño de la componente gigante, resultado válido para ambas redes consideradas en el análisis. Al mismo tiempo, la probabilidad de quiebra de los bancos se encuentra positivamente correlacionada con la distancia promedio entre nodos y con los indicadores de centralidad y concentración. En este sentido, la quiebra de los bancos es un elemento relevante dado que pueden dar lugar a un mercado de crédito más fraccionado, con grupos pequeños y con mayores distancias entre ellos. Respecto a la relación entre la quiebra de los bancos y el grado de concentración en la red, puede interpretarse de dos formas: (i) por un lado, al entrar en quiebra un banco, las firmas con demanda de crédito positiva buscarán a un nuevo banco para obtener financiamiento, como buscan a aquellos bancos que ofrezcan las mejores condiciones, estos serán los más grandes; (ii) por otro lado, un mercado de crédito más concentrado podría contribuir en la generación de dificultades para los bancos de menor tamaño, incrementando la probabilidad de quiebra. Sería conveniente mencionar que no se está considerando en este modelo un mecanismo de “rescate” a los bancos y la salida de una de estas instituciones del mercado puede interpretarse también como esta operación o una adquisición.

Finalmente, en el caso del apalancamiento de las firmas se observa una correlación positiva con la concentración en la red. Este resultado, que se mantiene tanto en la red bipartita como en la red proyectada, indica que a una mayor demanda de crédito, son los bancos más grandes los que incrementan la exposición, mientras que los bancos más chicos restringen el crédito a las firmas con niveles de apalancamiento elevados. A su vez, el apalancamiento está correlacionado negativamente con la densidad y conectividad en la red y positivamente con el coeficiente de agrupamiento promedio en el caso de la red proyectada. Este resultado, refleja que un nivel creciente en el apalancamiento de las firmas está asociado a una mayor concentración en el mercado de crédito bancario. En este contexto, mientras los bancos más grandes aumentan el número de clientes y, en consecuencia, se encuentran más conectados entre sí; los bancos de menor tamaño reducen su participación e influencia en el mercado. Una vez más, la causalidad puede entenderse de la siguiente manera: la concentración en el mercado bancario podría acoplar el creciente apalancamiento.

3.2. Topología de la red y sensibilidad al parámetro λ

En esta sección se analiza la estructura de la red de crédito emergente del modelo presentado, en particular, respecto a tres características: (i) grado de distribución de los bancos, (ii) distribución de los créditos otorgados por los bancos y (iii) distribución de los créditos recibidos por las firmas.

La estructura de la red se mantiene relativamente estable a lo largo de los períodos tanto en el escenario base como en el escenario alternativo. En ambos casos, la distribución de grados de la red de crédito tiende a una *power law* o ley de potencias. Es decir, el modelo reproduce una estructura de red específica llamada de libre escala o *scale-free*. En este tipo de red, la probabilidad $p(k)$ de que un nodo de la red esté conectado con k nodos es proporcional a $k^{-\alpha}$. En otras palabras, la distribución de grados sigue una ley de potencias, patrón que tiene implicancias para la estructura y dinámica de sistemas complejos. En particular, hay un grupo reducido de nodos que están altamente conectados, es decir, poseen un gran número de vínculos con otros nodos, mientras que el grado de conexión medio es bastante bajo. Menores valores de α indican una red más concentrada.

El número de enlaces para cada banco se vuelve asimétrico con el tiempo como consecuencia del mecanismo de interacción entre firmas y bancos (ver Figura 3.1). Los prestamistas financieramente sólidos pueden ofrecer crédito en mejores condiciones y, por lo tanto, aumentar su participación de mercado; lo contrario es cierto para los agentes financieramente frágiles. Como consecuencia, los sectores productivo y bancario se polarizan y la distribución de grados se vuelve asimétrica. Más específicamente, la distribución del crédito otorgado por los bancos resulta ser más sesgada que la distribución de grados de los bancos, pero menos que la distribución de las deudas de las firmas. De esta manera, se observa un mercado de crédito concentrado en torno a los bancos más grandes y al que acceden las firmas financieramente más sólidas. Esta concentración crece en el escenario donde los bancos restringen el crédito como consecuencia de preferencias por la liquidez. Al mismo tiempo, en este escenario existe una mayor proporción de firmas autofinanciadas respecto al escenario base, como se puede apreciar en la Figura 3.1.

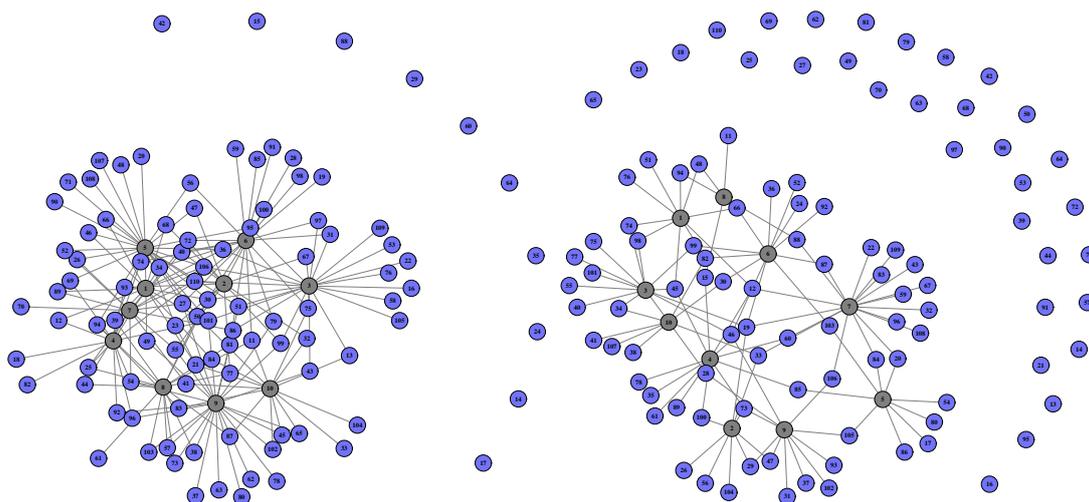


Figura 3.1: Representación de la red de crédito emergente, tomando 100 firmas y 10 bancos. Escenario 1 (izq.) y Escenario 2 (der.)

Esto puede observarse en la Tabla 3.3, donde se presentan estadísticas descriptivas del exponente α de la ley de potencia $p(k) \propto k^{-\alpha}$ ajustada en la cola derecha de las distribuciones simuladas para ambos escenarios. La distribución de grados de los bancos y de los créditos otorgados es más sesgada, es de-

Tabla 3.3: Media, mínimo y máximo valor de α . Escenarios 1 y 2, períodos 200-1000.

α	Escenario 1			Escenario 2		
	Media	Máximo	Mínimo	Media	Máximo	Mínimo
Grados bancos	2.86	3.17	2.41	1.79	1.99	1.24
Créditos otorgados bancos	2.03	2.39	1.31	1.41	1.86	1.06
Créditos recibidos firmas	1.92	2.49	1.26	1.82	2.17	1.21

Tabla 3.4: Media de α para distintos valores de λ . Escenarios 1 y 2, períodos 200-1000.

λ	0.5	1	2	3	4	6	10	16
α Grados bancos	2.91	2.86	2.39	2.06	1.78	1.71	1.70	1.72
α Créditos otorgados bancos	2.10	2.03	1.67	1.42	1.25	1.23	1.25	1.29
α Créditos recibidos firmas	1.94	1.92	1.90	1.89	1.87	1.86	1.88	1.90

cir, tiene un menor α , en el caso del escenario 2. La asimetría de los créditos otorgados es mayor en el escenario 1. No ocurre lo mismo en el caso de la distribución de los créditos recibidos por las firmas: no difieren significativamente entre escenarios.

En el siguiente apartado se presenta un análisis de sensibilidad del parámetro λ , central en la determinación de la estructura de la red de crédito, cambios en el valor de este parámetro permitirán modificar la estructura de la red de crédito bancario simulada.

3.2.1. Sensibilidad al parámetro λ

La ecuación (1.17) resulta central en la formación de vínculos crediticios y, por lo tanto, en la forma que adquiere la estructura de la red de crédito bancario. El parámetro λ es clave, ya que determina la propensión de una firma a cambiar de un prestamista a otro, en función de cuál ofrece las mejores condiciones para el crédito. Así, un mayor valor de este parámetro implica una mayor probabilidad para las firmas de cambiar el banco con el cual tienen una relación de crédito, mientras que un menor valor de λ reduce dicha probabilidad.

En el análisis realizado previamente para los dos escenarios estudiados, se calibró un valor de λ igual a 1. En el análisis de sensibilidad encontramos que todas las características del ciclo económico que se observan en la simulación del modelo de referencia se mantienen cuando se modifica el valor de λ . Cambios en este parámetro no tienen efectos significativos en la distribución de la deuda de las firmas, lo cual se explica por el hecho de que la demanda de crédito de las firmas está determinada por mecanismos económicos que son independientes al parámetro λ en la formación de la red de crédito (ver Tabla 3.4). Lo opuesto sucede con la topología de red bancaria, ya que la misma exhibe cambios significativos a medida que el valor de λ se modifica, como se puede apreciar en la Tabla 3.4. Más específicamente, cuando λ pasa de 1 a 4 el mecanismo explicado previamente que da lugar a la distribución sesgada a la derecha para el grado k de los bancos se profundiza y el exponente α de la distribución simulada disminuye. Como consecuencia, el crédito otorgado por los bancos presenta también una asimetría positiva creciente y un exponente α decreciente en el valor de λ . En otras palabras, a medida que la propensión de las firmas a cambiar de banco aumenta, crece la concentración del mercado crediticio hacia los bancos más grandes, es decir, aquellos que pueden ofrecer mejores condiciones crediticias.

El análisis de sensibilidad muestra que λ tiene un impacto económico porque está positivamente relacionado con el número de quiebras en el sector financiero. En particular, este número aumenta en gran

medida para valores de λ de 1 a 10, como se muestra en la Figura 3.2. Un banco con una deuda incobrable aumenta su tasa de interés y, por lo tanto, sus deudoras probablemente cambiarán a otros bancos más sólidos financieramente que cobran tasas de interés más bajas. Luego, el banco que recibe el shock negativo inicial termina con un número reducido de clientes y, en consecuencia, con una cartera de crédito menos diversificada. Sumado al patrimonio neto reducido, esta situación lleva al banco en cuestión a una mayor probabilidad de quiebra. En este contexto, las dificultades de los bancos son tanto una causa como un efecto del aumento de la concentración del mercado.

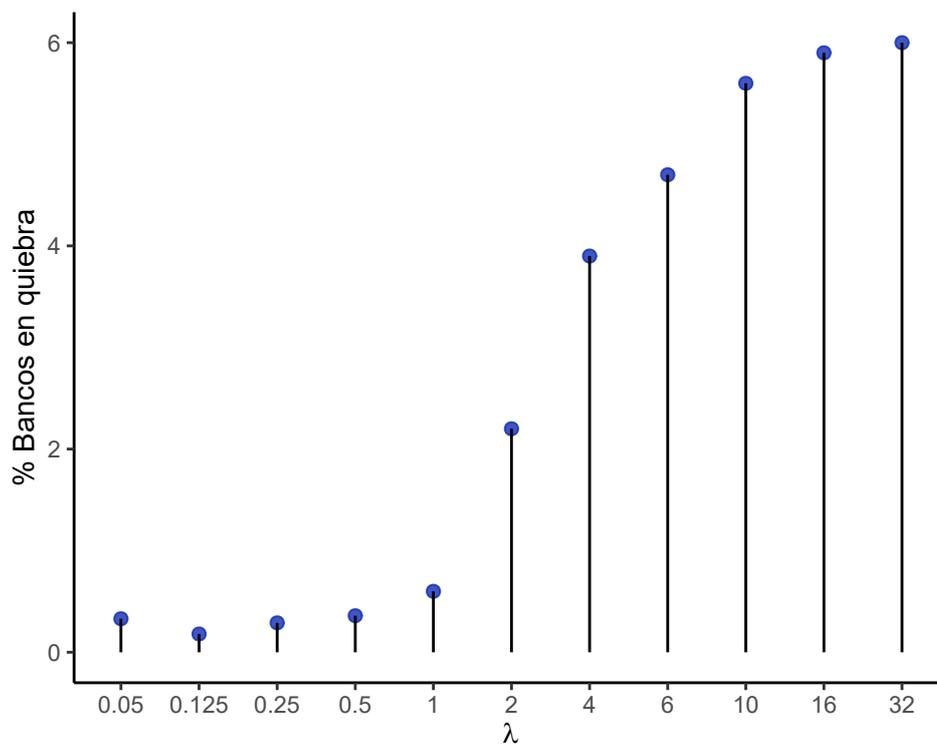


Figura 3.2: Porcentaje promedio de bancos en quiebra según valor de λ , períodos 200-1000. Escenario de referencia.

Capítulo 4

Comentarios finales

En el presente trabajo se estudió un modelo basado en agentes con el objetivo de analizar el rol potencialmente desestabilizador que juegan los bancos en el sistema económico en contextos de incertidumbre, en línea con la hipótesis de inestabilidad financiera de [Minsky \(1986\)](#), y analizar la estructura de la red de crédito que emerge endógenamente del mismo. En particular, se reprodujeron dos estrategias en la determinación de la oferta de crédito por parte de los bancos. Se consideraron dos escenarios. Uno en el que los bancos solo destinan sus fondos a financiar proyectos productivos de las firmas; consideran básicamente el ratio de adecuación del capital ($CS = A/L$) para la fijación tanto del nivel como del costo del crédito y restringen el crédito solo a firmas con problemas de liquidez. En el segundo escenario, los bancos pueden adquirir un activo financiero; es decir, distribuyen los fondos disponibles entre el mercado de crédito y el mercado financiero. Se supone que tienen un objetivo de cobertura de liquidez, el cual se incrementa cuando forman expectativas pesimistas respecto de la evolución de la actividad económica. En consecuencia, los bancos racionan el crédito cuando no alcanzan sus objetivos de liquidez. Respecto a la fijación de la tasa de interés, el mecanismo es el mismo en ambos escenarios. Los bancos tienen en cuenta tanto la situación financiera de la firma demandante como la propia solidez financiera para determinar el costo del crédito.

Las propiedades dinámicas del modelo son coherentes con el análisis de Minsky. Los cambios en las estrategias de fijación de la oferta de crédito por parte de los bancos pueden tener efectos notables y, de hecho, aumentar la inestabilidad en el sector real de la economía. A medida que los bancos restringen el crédito a las firmas y reasignan recursos al sector financiero, aumenta el número de firmas que no pueden cumplir con sus compromisos previos y crece la proporción de ellas que salen del mercado. En este sentido, los resultados de las simulaciones realizadas muestran un efecto negativo sobre la actividad económica cuando los bancos destinan fondos al mercado financiero, es decir, cuando existe una ración de recursos desde la economía real al sector financiero. Estos resultados son consistentes con lo que encuentra la literatura relacionada ([Delli Gatti et al., 2010](#); [Ricetti et al., 2016](#); [Di Guilmi et al., 2020](#)).

Por otro lado, aplicamos las herramientas de la teoría de redes para estudiar las propiedades topológicas del modelo y mostrar la relevancia de las interconexiones crediticias para la dinámica económica general. Los resultados destacan que la estructura de la red de crédito es relevante en la propagación de las dificultades financieras y para explicar las fluctuaciones del producto. En particular, el crecimiento económico se asocia a una mayor densidad y conectividad y menor nivel de concentración en el mercado de crédito. Es decir, una economía con mayor acceso al crédito: un mejor entorno económico reduce la probabilidad de quiebra para las firmas y, por lo tanto, el número de vínculos aumenta y la red está más

conectada. Esto “acerca” a los bancos entre sí ya que comparten más prestatarios. No obstante, con el aumento de la producción crece el apalancamiento, el cuál se encuentra asociado a una mayor concentración del sector bancario. Finalmente, la probabilidad de que un banco entre en quiebra, se encuentra positivamente correlacionada con la distancia promedio entre nodos y con los indicadores de centralidad y concentración de la red.

En líneas generales, el estudio contribuye a la literatura de modelos basados en agentes que representan los vínculos entre el sistema financiero y el lado real de la economía, centrando el análisis en el comportamiento de los bancos. En términos de política económica, el modelo permite extraer conclusiones respecto a algunos de los factores que afectan a la estabilidad financiera. En particular, un requerimiento de liquidez en aquellas economías donde es operativo, tendría un efecto estabilizador en el sistema bancario ya que incrementa la solidez financiera de estas unidades. Pero en aquellas economías con un mercado de crédito pequeño y bajos niveles de acceso al crédito bancario por parte del sector productivo, tendría efectos negativos sobre la economía real. Este resultado tiene implicancias para la formulación de políticas económicas, porque señala la importancia de considerar las características particulares de las economías al diseñar la regulación financiera: la misma regla podría ser útil en un país pero no tanto (e incluso perjudicial) en otro.

El modelo puede ser extendido en múltiples direcciones que permitan una mejor representación de la economía. En primer lugar, puede considerarse la incorporación del mercado interbancario para representar la demanda y oferta de liquidez de los bancos. Esto permitiría tener una representación más realista del proceso de contagio de riesgo sistémico. Por otro lado, la inclusión de los hogares y, por lo tanto, de un mecanismo de formación endógena de precios en el mercado de bienes, podría permitir representar un sector productivo más acorde a la realidad e incorporar los efectos del crédito al consumo en el análisis. Otros desarrollos podrían estudiar con mayor detalle los vínculos en las hojas de balances entre distintas firmas y bancos para analizar centralmente la dinámica de la quiebra y el contagio. Por último, podría realizarse una representación más sofisticada de las posibilidades de inversión financiera de los bancos y de las decisiones de racionamiento del crédito por preferencia por la liquidez, así como también de la formación de expectativas de los bancos. Esto último podría realizarse, por ejemplo, mediante un algoritmo genético.

Apéndice A

Análisis de robustez

Para evaluar la robustez de los resultados encontrados se realizaron 100 simulaciones de Montecarlo para ambos escenarios, fijando distintas semillas. En la Tabla [A.1](#), se presentan los resultados para el escenario base. Se observa una volatilidad aceptable entre los resultados de las distintas simulaciones. Como puede observarse, las medias de las distribuciones de las diferentes variables no presentan desvíos estándar elevados. Al igual que en los resultados del escenario de referencia, no se observan asimetrías en términos de oferta y demanda de crédito, indicando que no existe una situación en la que los bancos ofrezcan crédito, pero las empresas no lo demanden. En síntesis, el experimento nos permite concluir que los resultados del modelo son robustos.

Tabla A.1: Resultados del análisis de robustez para el escenario base. Períodos 200-1000.

variable	medida	mediana	desvio	min	max
Deuda incobrable	Desvio	2.09 %	0.83 %	0.41 %	5.54 %
Deuda incobrable	Maximo	13.49 %	5.55 %	2.50 %	35.84 %
Deuda incobrable	Mediana	8.38 %	3.30 %	1.55 %	21.02 %
Patrimonio Neto bancos	Desvio	7,226	4,888	774	24,443
Patrimonio Neto bancos	Maximo	46,026	31,960	5,080	162,494
Patrimonio Neto bancos	Mediana	28,753	19,182	3,029	91,518
Deuda	Desvio	2,560	379	1,651	4,158
Deuda	Maximo	16,783	2,430	11,059	25,761
Deuda	Mediana	10,330	1,347	7,068	14,801
Deuda	Minimo	3,870	1,202	259	7,519
Patrimonio Neto firmas	Desvio	5,023	5,574	2,448	25,282
Patrimonio Neto firmas	Maximo	32,905	36,251	16,717	162,145
Patrimonio Neto firmas	Mediana	19,918	22,071	10,550	86,942
Producto	Desvio	7,998	772	5,727	11,246
Producto	Maximo	52,102	4,864	40,820	71,816
Producto	Mediana	32,179	2,364	26,416	40,592
Producto	Minimo	12,633	3,513	1,418	21,524
Tasa de interes	Desvio	1.49 %	0.11 %	1.15 %	1.84 %
Tasa de interes	Maximo	9.68 %	0.64 %	7.96 %	12.18 %
Tasa de interes	Mediana	5.99 %	0.19 %	5.37 %	6.56 %
Tasa de interes	Minimo	2.25 %	0.65 %	0.89 %	3.86 %
Apalancamiento	Desvio	0.21	0.07	0.06	0.34
Apalancamiento	Maximo	1.33	0.43	0.40	2.24
Apalancamiento	Mediana	0.82	0.26	0.25	1.28
Apalancamiento	Minimo	0.29	0.12	0.12	0.67
Quiebra bancos (%)	Desvio	0.98 %	0.31 %	0.00 %	1.28 %
Quiebra bancos (%)	Maximo	12.00 %	0.21 %	8.00 %	18.00 %
Quiebra bancos (%)	Mediana	0.00 %	1.26 %	0.00 %	10.45 %
Quiebra firmas (%)	Desvio	1.34 %	0.26 %	0.56 %	2.17 %
Quiebra firmas (%)	Maximo	8.73 %	1.70 %	3.63 %	13.79 %
Quiebra firmas (%)	Mediana	5.41 %	0.98 %	2.27 %	8.39 %

Apéndice B

Ejercicio de validación

Tabla B.1: Comparación del output del modelo con variables observables de la economía argentina.

Variables	Escenario 1	Escenario 2	1990-2017	1990-2000	2001-2007	2008-2017
Tasa de crecimiento	4.40 %	2.00 %	3.41 %	2.53 %	3.68 %	1.02 %
Ratio deuda/pbi	26.51 %	23.80 %	26.66 %	27.16 %	28.76 %	24.06 %
Tasa de interes real	5.99 %	6.15 %	3.57 %	11.03 %	4.53 %	-4.83 %
Apalancamiento	0.77	1.04	-	-	-	1.4
Irregularidad credito	5.43 %	5.66 %	-	-	4.76 %	6.01 %

Notas: Tasa de crecimiento, inicia en 1993, fuente INDEC. Tasa de interés: inicia en 1994, es la tasa de interés activa ajustada por el deflactor del PIB, fuente FMI. La deuda utilizada para calcular el ratio deuda/PBI, es la deuda del sector corporativo no financiero provista por bancos, fuente: BIS. Irregularidad del crédito es porcentaje de firmas, fuente: BCRA (estadísticas publicadas en el informe de estabilidad financiera). El apalancamiento es pasivo/activo, , fuente: BCRA (estadísticas publicadas en el informe de estabilidad financiera).

Bibliografía

- Allen, F. and Gale, D. (2000). Bubbles and crises. *The economic journal*, 110(460):236–255.
- Aoyama, H. (2014). Systemic risk in japanese credit network. In *Econophysics of Agent-Based Models*, pages 219–228. Springer.
- Aymanns, C., Caccioli, F., Farmer, J. D., and Tan, V. W. (2016). Taming the basel leverage cycle. *Journal of financial stability*, 27:263–277.
- Bardoscia, M., Battiston, S., Caccioli, F., and Caldarelli, G. (2017). Pathways towards instability in financial networks. *Nature Communications*, 8(1):1–7.
- Bargigli, L. and Gallegati, M. (2011). Random digraphs with given expected degree sequences: a model for economic networks. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 78(3):396–411.
- Battiston, S., Delli Gatti, D., Gallegati, M., Greenwald, B., and Stiglitz, J. E. (2012). Default cascades: When does risk diversification increase stability? *Journal of Financial Stability*, 8(3):138–149.
- Bebczuk, R. N. (2010). *Acceso al financiamiento de las PyMEs en Argentina: estado de situación y propuestas de política*. CEPAL.
- Bernanke, B. (1989). Agency costs, net worth and business fluctuations. *American Economic Review*, 79(1).
- Bernanke, B. and Blinder, A. S. (1992). The federal funds rate and the transmission of monetary policy. *American Economic Review*, 82(4):901–21.
- Bernanke, B. and Gertler, M. (1990). Financial fragility and economic performance. *The quarterly journal of economics*, 105(1):87–114.
- Bernanke, B. S. and Blinder, A. S. (1988). Is it money or credit, or both, or neither. *American Economic Review*, 78(2):435–439.
- Bernanke, B. S., Gertler, M., and Gilchrist, S. (1996). The flight to quality and the financial accelerator. *Review of Economics and Statistics*, 78(1):1–15.
- Caccioli, F., Farmer, J. D., Foti, N., and Rockmore, D. (2015). Overlapping portfolios, contagion, and financial stability. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 51:50–63.
- Caiani, A., Godin, A., Caverzasi, E., Gallegati, M., Kinsella, S., and Stiglitz, J. E. (2016). Agent based-stock flow consistent macroeconomics: Towards a benchmark model. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 69:375–408.

- Caverzasi, E. (2014). Minsky and the subprime mortgage crisis: The financial instability hypothesis in the era of financialization. *Levy Economics Institute, Working Paper*, (796).
- Cont, R., Moussa, A., and Santos, E. B. (2012). Network structure and systemic risk in banking systems. In *Fouque, J.P., Langsam, J. (Eds.), Handbook of Systemic Risk*. Cambridge University Press, New York.
- Céspedes, J., González, M., and Molina Manzano, C. (2010). Ownership and capital structure in Latin America. *Journal of Business Research*, 63(3):248–254.
- Dawid, H. and Delli Gatti, D. (2018). Agent-based macroeconomics. In *Handbook of computational economics*, volume 4, pages 63–156. Elsevier.
- De Masi, G., Fujiwara, Y., Gallegati, M., Greenwald, B., and Stiglitz, J. E. (2011). An analysis of the Japanese credit network. *Evolutionary and Institutional Economics Review*, 7(2):209–232.
- De Masi, G. and Gallegati, M. (2012). Bank–firms topology in Italy. *Empirical Economics*, 43(2):851–866.
- Delli Gatti, D., Desiderio, S., Gaffeo, E., Cirillo, P., and Gallegati, M. (2011). *Macroeconomics from the Bottom-up*, volume 1. Springer Science & Business Media.
- Delli Gatti, D., Di Guilmi, C., Gaffeo, E., Giulioni, G., Gallegati, M., and Palestrini, A. (2005). A new approach to business fluctuations: heterogeneous interacting agents, scaling laws and financial fragility. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 56(4):489–512.
- Delli Gatti, D., Fagiolo, G., Gallegati, M., Richiardi, M., and Russo, A. (2018). *Agent-based models in economics: a toolkit*. Cambridge University Press.
- Delli Gatti, D., Gaffeo, E., Gallegati, M., Giulioni, G., Kirman, A., Palestrini, A., and Russo, A. (2007). Complex dynamics and empirical evidence. *Information Sciences*, 177(5):1204–1221.
- Delli Gatti, D., Gallegati, M., Greenwald, B., Russo, A., and Stiglitz, J. E. (2010). The financial accelerator in an evolving credit network. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 34(9):1627–1650.
- Delli Gatti, D., Palestrini, A., Gaffeo, E., Giulioni, G., and Gallegati, M. (2008). Emergent macroeconomics: an agent-based approach to business fluctuations.
- Denbee, E., Julliard, C., Li, Y., and Yuan, K. (2018). Network risk and key players: A structural analysis of interbank liquidity. Technical report, Bank of England Working Paper.
- D’Erasmus, P., Moscoso Boedo, H., Olivero, M. P., and Sangiácomo, M. (2020). Relationship networks in banking around a sovereign default and currency crisis. *IMF Economic Review*, 0:1–59.
- Di Guilmi, C. (2017). The agent-based approach to post Keynesian macro-modeling. *Journal of Economic Surveys*, 31(5):1183–1203.
- Di Guilmi, C., Gallegati, M., Landini, S., and Stiglitz, J. (2020). An analytical solution for network models with heterogeneous and interacting agents. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 171:189–220.
- Dosi, G. and Roventini, A. (2019). More is different... and complex! the case for agent-based macroeconomics. *Journal of Evolutionary Economics*, 29(1):1–37.
- Dow, A. C. and Dow, S. C. (1989). Endogenous money creation and idle balances. In *Pheby, J. (Ed.). New directions in post-Keynesian economics*. Edward Elgar Aldershot.

- Eboli, M. (2019). A flow network analysis of direct balance-sheet contagion in financial networks. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 103(C):205–233.
- Elosegui, P. and Montes-Rojas, G. (2020). Network effects in interbank markets of call and repo in Argentina. *Ensayos Económicos*, 1(75):50–81.
- Elsinger, H., Lehar, A., and Summer, M. (2006). Risk assessment for banking systems. *Management science*, 52(9):1301–1314.
- European Central Bank (2010). Recent advances in modelling systemic risk using network analysis. In *European Central Bank, Frankfurt am Main*.
- Ferri, P. and Minsky, H. P. (1992). Market processes and thwarting systems. *Structural Change and Economic Dynamics*, 3(1):79–91.
- Forte, F. D. (2019). Network topology of the argentine interbank money market. Technical report, Economic Research Working Papers N 87, Banco Central de la República Argentina.
- Gai, P. and Kapadia, S. (2010). Contagion in financial networks. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 466(2120):2401–2423.
- Gai, P. and Kapadia, S. (2019). Networks and systemic risk in the financial system. *Oxford Review of Economic Policy*, 35(4):586–613.
- Gallegati, M., Keen, S., Lux, T., and Ormerod, P. (2006). Worrying trends in econophysics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 370(1):1 – 6. Econophysics Colloquium.
- Georg, C.-P. (2011). The effect of the interbank network structure on contagion and common shocks. Technical report, Deutsche Bundesbank Discussion Paper Series 2 No 12/2011.
- Greenwald, B. C. and Stiglitz, J. E. (1993). Financial market imperfections and business cycles. *The Quarterly Journal of Economics*, 108(1):77–114.
- Heymann, D., Perazzo, R., and Zimmermann, M. (2013). *Economía de fronteras abiertas: exploraciones en sistemas sociales complejos*. Teseo.
- Iori, G., Jafarey, S., and Padilla, F. G. (2006). Systemic risk on the interbank market. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 61(4):525–542.
- Jackson, M. O. (2007). The study of social networks in economics. *The missing links: Formation and decay of economic networks*, 76:210–225.
- Kant, S. and Dhal, S. C. (2019). Network analysis of neft transactions in india. Technical report, Reserve Bank of India.
- Kavonius, I. K. and Castrén, O. (2009). Balance sheet interlinkages and macro-financial risk analysis in the euro area. Technical report, ECB Working Paper.
- Keynes, J. M. (1930). *Treatise on money*. Macmillan.
- Keynes, J. M. (1936). *The general theory of interest, employment and money*. london: MacMillan.
- Kiyotaki, N. and Moore, J. (1997). Credit cycles. *Journal of political economy*, 105(2):211–248.

- Kwon, O., Yun, S.-g., Han, S. H., Chung, Y. H., and Lee, D. H. (2018). Network topology and systemically important firms in the interfirm credit network. *Computational Economics*, 51(4):847–864.
- Lavoie, M. (2009). *Introduction to post-Keynesian economics*. Springer.
- Lavoie, M. (2014). *Post-Keynesian economics: new foundations*. Edward Elgar Publishing.
- Lavoie, M. and Seccareccia, M. (2001). Minsky's financial fragility hypothesis: a missing macroeconomic link. *Financial fragility and investment in the capitalist economy: The economic legacy of Hyman Minsky*, 2:76–96.
- León, C., Machado, C., and Sarmiento, M. (2014). Identifying central bank liquidity super-spreaders in interbank funds networks. Technical report, Banco de la República Borradores de Economía N 816.
- Maquieira, C. P., Preve, L. A., and Sarria-Allende, V. (2012). Theory and practice of corporate finance: Evidence and distinctive features in latin america. *Emerging markets review*, 13(2):118–148.
- Martinez Peria, M. S. and Mody, A. (2004). How foreign participation and market concentration impact bank spreads: evidence from Latin America. *Journal of money, credit and banking*, 36(3):511–537.
- Mazzarisi, P., Barucca, P., Lillo, F., and Tantari, D. (2020). A dynamic network model with persistent links and node-specific latent variables, with an application to the interbank market. *European Journal of Operational Research*, 281(1):50–65.
- Minsky, H. P. (1964). Longer waves in financial relations: financial factors in the more severe depressions. *The American Economic Review*, 54(3):324–335.
- Minsky, H. P. (1976). *John maynard keynes*. Springer.
- Minsky, H. P. (1986). *Stabilizing an unstable economy*. McGraw-Hill Education.
- Minsky, H. P. (2016). *Can it happen again?: Essays on instability and finance*. Routledge. First Edition: 1981.
- Mistrulli, P. E. (2011). Assessing financial contagion in the interbank market: Maximum entropy versus observed interbank lending patterns. *Journal of Banking & Finance*, 35(5):1114–1127.
- Montagna, M. and Lux, T. (2017). Contagion risk in the interbank market: A probabilistic approach to cope with incomplete structural information. *Quantitative Finance*, 17(1):101–120.
- Namatame, A. and Chen, S.-H. (2016). *Agent-based modeling and network dynamics*. Oxford University Press.
- Newman, M. (2018). *Networks*. Oxford university press.
- Riccetti, L., Russo, A., and Gallegati, M. (2013). Leveraged network-based financial accelerator. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 37(8):1626–1640.
- Riccetti, L., Russo, A., and Gallegati, M. (2016). Stock market dynamics, leveraged network-based financial accelerator and monetary policy. *International Review of Economics & Finance*, 43(C):509–524.
- Russo, A., Catalano, M., Gaffeo, E., Gallegati, M., and Napoletano, M. (2007). Industrial dynamics, fiscal policy and r&d: Evidence from a computational experiment. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 64(3-4):426–447.

- Saunders, A. and Schumacher, L. (2000). The determinants of bank interest rate margins: an international study. *Journal of International Money and Finance*, 19(6):813–832.
- Schularick, M. and Taylor, A. M. (2012). Credit booms gone bust: Monetary policy, leverage cycles, and financial crises, 1870-2008. *American Economic Review*, 102(2):1029–61.
- Sornette, D. (2017). *Why stock markets crash: critical events in complex financial systems*, volume 49. Princeton University Press.
- Stiglitz, J. and Greenwald, B. (2003). *Towards a new paradigm in monetary economics*. Cambridge University Press.
- Tedeschi, G., Recchioni, M. C., and Berardi, S. (2019). An approach to identifying micro behavior: How banks' strategies influence financial cycles. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 162:329–346.
- Temizsoy, A., Iori, G., and Montes-Rojas, G. (2017). Network centrality and funding rates in the e-mid interbank market. *Journal of Financial Stability*, 33:346–365.
- Tesfatsion, L. and Judd, K. L. (2006). *Handbook of computational economics: agent-based computational economics*. Elsevier.
- Wagner, W. (2011). Systemic liquidation risk and the diversity–diversification trade-off. *The Journal of Finance*, 66(4):1141–1175.