Il ruolo della correlazione nel rischio sistemico

Stefano Zedda*, *Università di Cagliari*
Michele Patanè, *Università di Siena*
Luana Miggiano, *Università di Siena*

Abstract

La crisi finanziaria iniziata nel 2008 ha dimostrato che il fenomeno del contagio al verificarsi di eventi avversi può avere effetti dirompenti su un sistema finanziario.
I rischi di contagio sono, purtroppo, chiaramente noti negli effetti, ma i meccanismi e le determinanti della stabilità sistemica non sono stati ancora sufficientemente analizzati.
Una delle determinanti è riconosciuta dalla letteratura nella comune esposizione alle fonti di shock esogeni, dovuta alla influenza di tali fattori sul portafoglio prestiti delle banche del sistema. L'obiettivo di questo studio è quello di approfondire in modo specifico quanto l'intensità dell'esposizione comune agli shock, misurata dalla correlazione con le variabili esogene, influisca sul livello di rischio sistemico.
I risultati, in generale, mostrano che all'aumentare della correlazione delle singole banche rispetto a fattori di rischio comuni diminuisce la probabilità che si verifichino crisi a livello sistemico ma, al contempo, aumenta il numero dei default attesi delle banche e crescono le perdite medie attese al verificarsi di eventi avversi. Analizzando singolarmente il comportamento delle banche, si evidenzia che il livello di correlazione rispetto a variabili esogene ha effetti diversi a seconda della struttura patrimoniale che caratterizza la banca in oggetto.
Un altro importante risultato mostra che la correlazione delle singole banche rispetto a fattori comuni ha maggiore peso nel determinare il rischio sistemico rispetto al livello di correlazione medio presente nel sistema.
Tali evidenze possono essere di rilevante supporto agli interventi di regolamentazione e supervisione finalizzati a garantire la stabilità del sistema bancario e finanziario.

Keywords: Banche; Contagio Finanziario; Simulazione Monte Carlo; Correlazione.
Classificazione JEL: G21, G28, G17

* Corresponding author. Via S. Ignazio, 17 - 09123 Cagliari e-mail: szedda@unica.it

1. Introduzione

La crisi finanziaria iniziata nel 2008 ha dimostrato che il contagio può avere effetti dirompenti su un sistema finanziario.

I rischi di contagio sono, purtroppo, chiaramente noti nei loro effetti. La stabilità delle singole banche è stata rafforzata a seguito delle proposte di regolamentazione del Comitato di Basilea, e della implementazione da parte delle autorità nazionali.

Tuttavia, in termini di regolamentazione macroprudenziale, il dibattito è aperto su come rafforzare la stabilità del sistema bancario a parità di stabilità delle singole banche, e le analisi condotte su questo tema possono essere molto importanti.

Lo scopo di questo lavoro è di analizzare in profondità i meccanismi di contagio e le sue determinanti, al fine di fornire un quadro più chiaro del processo. La letteratura recente ha mostrato che due componenti sono fondamentali nel determinare i rischi di contagio, vale a dire la correlazione e le esposizioni, sia dirette (interbancario) che indirette.

La correlazione gioca un ruolo fondamentale rispetto al rischio di contagio, poiché se le banche tendono a reagire allo stesso modo al ciclo economico e agli shock, il sistema è conseguentemente esposto a un numero minore di crisi, che tuttavia tendono ad essere molto più intense, a colpire più banche a allo stesso tempo, e a indebolire contemporaneamente un gran numero di banche. Quindi, la correlazione imposta principalmente le condizioni favorevoli per l'inizio del contagio.

I collegamenti diretti o indiretti hanno invece il ruolo di trasmettere gli effetti di crisi da una banca in difficoltà all'altra, inducendo ulteriori indebolimenti o crisi.

Questo studio è focalizzato sul ruolo della correlazione, per verificare in quale modo le diverse banche siano influenzate da questo parametro, e chiarire in quale modo ciò favorisca la stabilità o instabilità del sistema.

Con riferimento alla rappresentazione del sistema, è evidente che le banche sono, almeno in parte, esposte alle stesse fonti di rischio. Ciò in particolare quando si considera un sistema bancario nazionale, dato che le banche agiscono nello stesso mercato, finanziando talvolta le stesse aziende, o quantomeno aziende appartenenti allo stesso sistema economico ed esposte allo stesso ciclo economico.

L'esposizione allo stesso ciclo economico determina una maggiore probabilità che i fallimenti dei debitori si verifichino in alcuni anni (crisi) che in altri (crescita), e questo influenza i risultati delle banche in modo correlato.

Ma le banche sono anche esposte ad altre fonti di rischio, come variazioni dei tassi di cambio, variazioni dei tassi di interesse, politiche governative, ecc., e ciò espone le banche anche ad altri shock comuni, e anche qui gli effetti possono essere diversi per ciascuna banca, a causa della diversa esposizione ai rischi specifici.

L'effetto di questa esposizione correlata, ovvero l'effetto di possibili shock comuni, si traduce non solo nella possibilità che più banche si trovino contemporaneamente in fasi di crisi, ma anche nel rischio di un indebolimento contemporaneo di una parte significativa del sistema bancario. In una tale situazione, anche una singola crisi causata di uno shock diretto, mette le altre banche in maggiori probabilità di entrare in crisi a loro volta per contagio, diretto o indiretto, poiché la loro capacità di assorbimento delle perdite è già ridotta dal precedente shock comune. È evidente che maggiore è il numero delle banche interessate, e più profondo è l'impatto dello shock, maggiore è il rischio di contagio.

Il ruolo assunto da questo parametro è assolutamente fondamentale. Un test in Zedda (2015) conferma che i risultati delle simulazioni con correlazione, a seconda delle impostazioni di simulazione, possono essere fino a dieci volte superiori rispetto a quelli non correlati.

La rappresentazione di questo quadro può includere diversi livelli di complessità, a seconda dell'oggetto oggetto dell'analisi.

Gli shock esterni a cui un sistema è esposto sono molteplici, diversificati sia nella fonte che nella forza e possono influenzare le banche in modi diversi. Inoltre, quando si considerano gli shock comuni, è importante mantenere l'attenzione sull'interazione tra la componente idiosincratica e i fattori comuni, che influenzano ciascuna banca in un modo diverso, sommandosi o compensandosi a vicenda.

Quindi, al fine di progettare un esperimento più realistico, è fondamentale includere shock comuni nel modello, in modo che la struttura effettiva degli shock a cui sono esposte le banche e i sistemi bancari possa essere rappresentata nel modo più corretto possibile.

La struttura di correlazione, già a livello domestico, comprende almeno due diversi livelli: la correlazione tra le attività in un portafoglio bancario, e la correlazione tra i risultati delle diverse banche operanti nel sistema.

Il primo livello si riferisce alla correlazione interna al portafoglio prestiti di ogni singola banca (attività - livello banca).

Infatti, poiché le banche operano normalmente in aree e settori specifici, le aziende affidate sono esposte allo stesso quadro economico, e i loro risultati sono almeno in parte legati al ciclo economico, pertanto in genere alcuni anni registrano più problemi che in altri. Questa correlazione è più marcata per le banche che concentrano la loro attività in un singolo o pochi

settori di attività, e può evidentemente essere mitigata diversificando il proprio portafoglio prestiti sia in senso territoriale che settoriale. In ogni caso, anche la massima diversificazione non può escludere completamente la correlazione tra i rischi di default della clientela.

Anche se questa analisi e modellazione è importante per valutare correttamente le necessità di copertura di capitale per le banche, quando si tratta di simulazione di banche o sistemi bancari questo livello non viene generalmente considerato. Questo perché la correlazione tra singoli prestiti non può essere facilmente osservata o stimata, se non sulla base di dati interni alla gestione bancaria.

Tuttavia, questo approccio aiuta a modellare gli ulteriori strati di correlazione.

Ciò che è fondamentalmente rilevante, è che la correlazione tra le esposizioni induce una correlazione tra i risultati bancari e il ciclo economico generale, che implica un secondo livello di correlazione (banche - livello paese).

Un modo semplice per rappresentare la correlazione tra banche nei modelli di simulazione può essere ottenuto includendo due fattori, uno comune e uno idiosincratico, con pesi adeguati, nella generazione di risultati artificiali bancari.

Determinare i pesi appropriati è chiaramente di fondamentale importanza.

Il modo più semplice consiste nel fissare un valore standard per tutte le banche, una soluzione spesso utilizzata in letteratura, con valori che, sulla base delle stime ottenute su valori di borsa o su dati di bilancio, tipicamente si concentrano intorno al 50%.

Un approccio più sofisticato e più realistico utilizza diversi valori di correlazione per ogni banca, richiedendo tuttavia un'analisi più approfondita.

La correlazione di ogni banca al fattore comune può essere stimata in due modi:

La prima possibilità (cfr. Hull and White, 2004) consiste nell'utilizzare la correlazione del rendimento azionario come approssimazione per la correlazione del rendimento patrimoniale, quindi basata su valori storici. Questo approccio retrospettivo garantisce una corretta approssimazione del fattore di correlazione in base a quanto accaduto negli anni precedenti, ma non sempre è efficace nel prevedere gli andamenti futuri, soprattutto in caso di evoluzioni importanti del mercato.

La seconda possibilità è quella di analizzare e modellare la correlazione storica in base alla dimensione e alla rischiosità delle banche, similmente a quanto definito nella formula FIRB di Basilea II per i prestiti (cfr. Basel Committee on Banking Supervision, 2005).

Questo approccio richiede un'analisi e una modellizzazione più dettagliata, ma consente di stimare il ruolo delle variabili fondamentali prima di applicarle alla situazione bancaria effettiva sulla base degli ultimi valori di bilancio, al fine di ottenere una stima prospettica.

I valori di correlazione potranno quindi essere stimati sulla base delle variabili significative e dei coefficienti ottenuti, che nella citata formula FIRB generano livelli di correlazione più bassi per le banche più piccole e più rischiose, e più elevati per le banche più grandi e meno rischiose.

2. Letteratura

Con riferimento alla letteratura, già in Elsinger et al. (2006) per l'Austria, si riconosce che la correlazione delle esposizioni influisce sulla probabilità di crisi contemporanee in diverse banche, con importanti effetti sistemici.

Nel loro lavoro, la correlazione è inclusa nel modello tracciando lo stesso quantile della distribuzione di frequenza media di ogni banca. I coefficienti di correlazione delle perdite calcolati a posteriori risultano avere un valore medio vicino al 40%.

Secondo questo studio "tra le due fonti trainanti del rischio sistemico, la correlazione è molto più importante delle esposizioni finanziarie".

Il confronto tra effetti idiosincratici e shock comuni è importante per una rappresentazione più realistica del quadro. Un test in questa linea è sviluppato in Steinbacher et al. (2016), dove il confronto degli effetti di shock idiosincratici e comuni mostra che, mentre gli shock idiosincratici sono la principale fonte di rischio di una singola banca, non sono abbastanza forti da destabilizzare il sistema.

Co-Pierre (2013) confronta il rischio sistemico causato dal contagio con il rischio innescato da shock comuni. Nel caso del contagio interbancario "puro", viene verificato quale sia la conseguenza del default idiosincratico di una banca. Nel caso di uno shock comune, invece, tutte le banche subiscono una perdita simultanea di una frazione del proprio capitale, e le banche con capitalizzazione insufficiente vanno in default. Pertanto, anche se solo un piccolo numero di banche va in default per l'effetto diretto dello shock esogeno, un numero elevato di banche diventa più vulnerabile, e se si innescano effetti di contagio, questo può portare a un gran numero di default, causando un effetto sul sistema più grave che nel caso di "contagio puro".

Riguardo alle variabili comuni che influenzano i risultati dell'attività bancaria, alcune analisi come ad esempio Karimzadeh et al. (2013), anno analizzato il legame tra le variazioni del PIL e i rendimenti bancari, la rischiosità e le perdite sui prestiti.

Anche le analisi di Demirguc-Kunt e Huizinga (2000) e Bikker e Hu (2002) suggeriscono che la redditività bancaria risulta correlata al ciclo economico. Athanasoglou et al. (2008) hanno

verificato il ruolo di alcune importanti variabili che influenzano i risultati bancari, confermando che il ciclo economico influisce in modo significativo sui profitti bancari. Albertazzi e Gambacorta (2009) specificano che la prociclicità degli utili bancari è dovuta a due effetti diversi, il primo riferito alla redditività dell'attività creditizia, che in particolare incide positivamente sul margine di interesse, mentre il secondo effetto è legato alla qualità degli attivi, che influisce sulle perdite su crediti e conseguentemente sui relativi accantonamenti.

Anche nel framework di Basilea II, la formula FIRB include una specifica quantificazione della correlazione tra le attività, funzione della dimensione del cliente e della sua rischiosità (probabilità di default) come fattore rilevante rispetto alla correlazione.

In esso, la dimensione dell'azienda controparte del prestito è stata riconosciuta come determinante positiva della correlazione. In effetti, i risultati delle imprese più grandi sono statisticamente più stabili rispetto ai risultati delle imprese più piccole, e questo anche perché le imprese più grandi spesso includono filiali diverse o diverse linee di prodotti. Di conseguenza, i rendimenti delle diverse componenti tendono a compensarsi, attenuando gli effetti specifici di ogni singola linea di business , ma determinando una maggiore correlazione con il ciclo economico generale.

Un effetto simile è considerato nella stessa formula in riferimento alla rischiosità del cliente. Per le esposizioni caratterizzate da un'elevata probabilità di default (PD), le inadempienze tendono a essere guidate più da fattori specifici che da quelli sistemici, registrando una correlazione maggiore per valori della PD inferiori, dove le esposizioni tendono invece a dipendere maggiormente dal ciclo economico.

3. Metodologia

Il presente lavoro è stato sviluppato in una successione di tre fasi. Nella prima fase è stata applicata la metodologia proposta in Zedda e Cannas (2017) per la stima del contributo al rischio sistemico di un campione di banche operanti nello stesso contesto economico, politico e legale. Tale metodo, basato su un approccio Leave–One–Out, consente di confrontare la performance di un campione di banche con quella dello stesso campione escludendo di volta in volta una banca dallo stesso.

A tale scopo si utilizza il modello di simulazione SYMBOL proposto in De Lisa ed altri (2011) che, sulla base dei dati di bilancio delle banche appartenenti al campione, permette di stimare la distribuzione delle perdite attese di ciascuna banca al verificarsi di eventi avversi

attraverso l'implementazione di simulazioni Monte Carlo. Il modello si basa sull'utilizzo della funzione FIRB (Basel Foundation Internal Ratings Based) utilizzata nel *framework* regolamentare di Basilea per la stima dei requisiti di capitale a fronte del rischio di credito.
Con tale funzione viene calcolata la probabilità di inadempimento dei debitori delle banche e vengono stimate le potenziali perdite a carico del sistema in caso di eventi estremi.
SYMBOL è basato su una serie di assunzioni, in particolare:

- assume implicitamente che la formula FIRB possa essere applicata a tutte le banche e che rappresenti in maniera adeguata il rischio di credito;
- ipotizza che tutte le fonti di rischio siano approssimabili al rischio di credito;
- prevede che tutti i soggetti all'interno del sistema siano correlati con un unico fattore di rischio comune;
- considera il mercato interbancario come unico canale di diffusione del contagio a livello sistemico;
- ipotizza che gli shock simulati si verifichino simultaneamente.

Le simulazioni, pertanto, sono impostate in modo da prendere in considerazione due determinanti per il rischio di contagio, ossia:

- il livello di correlazione delle singole banche all'interno del campione selezionato rispetto a fattori di rischio comuni;
- le interconnessioni tra le banche sul mercato dei prestiti interbancari (contagio diretto).

La prima determinante deriva dalla circostanza che le performance delle banche operanti in uno stesso sistema sono influenzate da variabili comuni, ovvero l'andamento del ciclo economico, eventi macroeconomici o più semplicemente dalla presenza nei portafogli di ciascuna banca di esposizioni creditizie verso le medesime controparti.
La seconda fonte di contagio fa riferimento alle relazioni che si creano sul mercato dei prestiti interbancari, il quale è stato assunto come elemento attraverso il quale si definiscono i meccanismi di contagio diretto al verificarsi di shock avversi.
Il modello di simulazione SYMBOL si sviluppa attraverso cinque passaggi chiave.
Il primo *step* rappresenta l'ingrediente essenziale del modello e prevede la stima della probabilità che i debitori della banca passino allo stato di insolvenza (*Implied Obligor Probability of Default*, IOPD).

La IOPD si ricava attraverso l'inversione numerica della funzione regolamentare FIRB di Basilea ed è utilizzata come approssimazione della probabilità di default media dei portafogli di *assets* delle singole banche. Per ogni esposizione nel portafoglio di ciascuna banca, la formula FIRB deriva il corrispondente requisito di capitale (*CR*) necessario a coprire le perdite inattese su un orizzonte temporale di un anno e con un intervallo di confidenza pari al 99,9%.

In formula:

$$C_{ik}(PD_{ik}, LGD_{ik}, M_{ik}, S_{ik}) \tag{1}$$
$$= \left[LGD_{ik} \left[\sqrt{\frac{1}{1 - R(PD_{ik}, S_{ik})}} N^{-1}(PD_{ik}) + \sqrt{\frac{R(PD_{ik}, S_{ik})}{1 - R(PD_{ik}, S_{ik})}} N^{-1}(0.999) \right] \right.$$
$$\left. - (PD_{ik} \times LGD_{ik}) \right] \times \frac{1 + (M_{ik} - 2.5) \times B(PD_{ik})}{1 - 1.5 \times B(PD_{ik})} \times 1.06$$

Dove:

$$B(PD_{ik}) = [0.11852 - 0.05478 \times ln(PD_{ik})]^2 \tag{2}$$

$$R(PD_{ik}, S_{ik}) = 0.12 \times \frac{[1 - EXP(-50 \times PD_{ik})]}{[1 - EXP(-50)]} + 0.24 \times \left[1 - \frac{[1 - EXP(-50 \times PD_{ik})]}{[1 - EXP(-50)]} \right] \tag{3}$$
$$- 0.04 \times \left[1 - \frac{S_{ik} - 5}{45} \right]$$

- per PD_{ik} (*Probability of Default*) si intende la probabilità che una controparte *k* passi allo stato di *default* in un orizzonte temporale di un anno;
- LGD_{ik} (*Loss Given Default*) è il tasso di perdita in caso di insolvenza, ossia il valore atteso del rapporto tra la perdita causata dal *default* e l'esposizione al momento del *default*);
- M_{ik} indica la maturity, ossia la media ponderata delle scadenze contrattuali dei diversi pagamenti per una determinata esposizione;
- S è la dimensione della controparte *k*;
- $R(PD_{ik}, S_{ik})$ rappresenta il coefficiente di correlazione delle singole banche rispetto al fattore di rischio non diversificabile.

Poiché i requisiti patrimoniali minimi dello schema patrimoniale di Basilea si basano sull'ipotesi implicita di infinità granularità (non viene considerata alcuna forma di rischio di concentrazione), il requisito minimo di capitale per ciascuna banca i si ottiene attraverso la somma dei requisiti di capitale per ogni esposizione *l* in portafoglio, ciascuno moltiplicato per il valore dell'esposizione $A_{i,l}$:

$$MCR_i = \sum_l CR_{i,l} \times A_{i,l} \tag{4}$$

Il requisito minimo di capitale risulta, conseguentemente, funzione delle *PD* dei singoli clienti, ma anche degli altri parametri (*LGD, M, S*). In termini matematici, fissando gli altri parametri ai valori regolamentari standard, la funzione può essere invertita, per ottenere una stima del valore della *PD* che genera lo stesso requisito di capitale. il modello stima la IOPD in riferimento all'intero portafoglio di *assets* detenuto da ciascun istituto *i* attraverso la risoluzione della seguente equazione:

$$CR(IOPD_i | LGD = 0{,}45; M = 2{,}5; S = 50) \times \sum_l A_{i,l} = MCR_i \tag{5}$$

Nella quale gli altri parametri (*LGD, M, S*) vengono determinati mediante l'utilizzo di valori regolamentari standard, ovvero:

- *LGD* = 45%;
- *M* = 2,5;
- *S* = 50.

Nella formula (5) MCR_i è il requisito minimo di capitale (dichiarato in bilancio) della banca *i,* mentre $\sum_l A_{i,l}$ è il suo totale attivo.

Il secondo step consiste nella stima delle perdite correlate che colpiscono le banche del sistema attraverso simulazioni Monte Carlo, utilizzando la stessa formula FIRB e prendendo in considerazione il livello di correlazione delle singole banche all'interno del campione selezionato rispetto a fattori comuni esogeni.

In ogni *run* di simulazione $j = 1, \dots, J$, le perdite *L* della banca *i* sono simulate come segue:

$$L_{ij}\left(z_{ij}, \widehat{PD}_i\right) = \left[0.45\left[\sqrt{\frac{1}{1 - R\left(\widehat{PD}_i, 50\right)}} N^{-1}\left(\widehat{PD}_i\right) + \sqrt{\frac{R(PD_i, 50)}{1 - R\left(\widehat{PD}_i, 50\right)}} N^{-1}\left(z_{ij}\right)\right] - \left(\widehat{PD}_i \times 0.45\right)\right] \times \frac{1}{1 - 1.5 \times B\left(\widehat{PD}_i\right)} \times 1.06 \tag{6}$$

Dove N è la funzione cumulativa normale e N^{-1} la sua inversa, $N^{-1}\left(z_{ij}\right)$ in questo caso rappresenta gli shocks normali relatvi alla variabile casuale z_{ij}.

Il modello, conformemente al quadro regolamentare di Basilea 2, assume che una banca fallisca quando le perdite sul portafoglio di assets (L) superano la somma delle perdite attese (EL) e del capitale effettivo (K).
In formula:

$$L_{n,i} - EL_i - K_i > 0 \tag{7}$$

Il quarto step consiste nell'inserimento del contagio sul mercato interbancario. Il modello, in particolare, prende in considerazione l'eventualità che il fallimento di una banca possa compromettere la solvibilità delle sue banche creditrici e creare un effetto domino nel sistema.
Dato che le informazioni sulle esposizioni interbancarie non sono pubbliche, SYMBOL assume che il 40% dei debiti interbancari di una banca che fallisce venga trasmesso in termini di perdite a tutte le altre banche del campione in maniera proporzionale ai loro crditi interbancari.
Per simulare la trasmissione del contagio viene utilizzato l'algoritmo sequenziale proposto da Furfine (2003): il processo si ferma solo quando le perdite indotte dal contagio, sommate alle perdite simulate per ciascuna banca, non causino un ulteriore *default*.
In formula, se la banca *i* fallisce, le perdite della banca *k* dovute al contagio sono:

$$L_k^{contagio\ i} = 40\%\ IB_i^- \frac{IB_k^+}{\sum_{h \neq i} IB_h^+} \tag{8}$$

dove IB_i^- è l'esposizione debitoria della banca *i* nel mercato interbancario e IB_k^+ è l'esposizione creditoria della banca *k* sullo stesso mercato.
Il totale delle perdite della banca *k* causate dal meccanismo di contagio è ottenuto come segue:

$$L_k^{contagio} = \sum_i 40\%\ IB_i^- \frac{IB_k^+}{\sum_{h \neq i} IB_h^+} \tag{9}$$

La perdita totale della banca *k* è data dalla somma delle perdite sul suo portafoglio di assets e quelle sofferte attraverso il canale interbancario.
Il procedimento fin qui descritto è applicato al campione di banche selezionato isolando di volta in volta una banca dal network e ottenendo, la distribuzione aggregata delle perdite eccedenti il capitale di tutte le banche che falliscono.

Come in Puzanova et al (2013), in questa analisi il rischio sistemico è definito come l'Expected Shortfall (ES) del campione di banche selezionato. Tale misura prende in considerazione le perdite che si concentrano nella coda della distribuzione aggregata.[1]

La scelta di adottare l'ES è in linea con le finalità della nostra analisi, in quanto è una misura di rischio che misura l'ampiezza delle perdite di un portafoglio nel caso in cui esse superino il VaR e pertanto focalizza l'attenzione sulle crisi sistemiche.

In riferimento proprio a questi casi, nei quali più banche sono contemporaneamente coinvolte, risulta importante determinare il contributo al rischio portato da ciascuna banca.

Per questo, si è utilizzata la metodologia "Leave-One-Out" proposta da Zedda e Cannas (2017), che quantifica il contributo al rischio di ciascuna banca sulla base del confronto tra il rischio del sistema intero, e quello del sistema quando una banca è isolata.

A questo fine, sulla base del modello di simulazione sopra descritto, si è determinato l'ES dell'intero campione di banche selezionato (L) e l'ES del campione quando una determinata banca è isolata dalle altre (L^h). La differenza tra questi due elementi può essere approssimata come la somma di due componenti di rischio sistemico.

La prima è l'ES di una banca quando la stessa è isolata dal resto del sistema (L_h) ed esprime il rischio di fallimento della stessa in un'ottica microprudenziale (contributo al rischio stand-alone).

La seconda componente (Sys_h) esprime, invece, il valore incrementale delle perdite subite dal sistema quando una banca considerata è legata al medesimo sistema. In altri termini tale componente cattura il ruolo della banca nella propagazione del rischio all'interno del sistema in un'ottica macroprudenziale (contributo al rischio di contagio).

In formula:

$$L - L^h = L_h + Sys_h \tag{10}$$

La somma tra il contributo al contagio ($\sum_h Sys_h$) e quello stand-alone ($\sum_h L_h$) non è esattamente uguale alla perdita totale del sistema bancario. Petrtanto, la componente di rischio di contagio deve essere riscalata al fine di ottenere una misura additiva.

Matematicamente:

$$Sys_h^* = Sys_h \times \frac{L - \sum_h L_h}{\sum_h Sys_h} \tag{11}$$

[1] L'Expected Shortfall esprime la perdita attesa eccedente il VaR relativamente a un determinato portafoglio di assets.

Il contributo marginale al rischio sistemico della banca h (indicato con LOO_h) si ottiene sommando la componente di rischio *stand-alone* (L_h) alla componente di contagio ridimensionata Sys_h^*:

$$LOO_h = L_h + Sys_h^* \tag{12}$$

Al termine di questa fase si procede con l'analisi degli effetti della variazione del livello di correlazione delle singole banche a fattori comuni sul livello di rischio del campione considerato e sui contributi delle singole banche al rischio sistemico. A questo fine, differentemente dal lavoro di Zedda e Cannas (2017), nel quale è stato utilizzato un coefficiente di correlazione fisso, del 50% per tutte le banche, in questo lavoro le simulazioni sono state realizzate sulla base di livelli di correlazione diversi, in modo da poterne successivamente valutare l'impatto sulla rischiosità del sistema.

La seconda fase del presente lavoro si pone l'obiettivo di indagare due aspetti diversi degli effetti del livello di correlazione sui contributi marginali al rischio sistemico.

Il primo aspetto si riferisce all'incidenza sul contributo di una banca al rischio sistemico del livello di correlazione tra la banca stessa e i fattori comuni esogeni. Il secondo aspetto è invece legato al livello medio di correlazione medio delle banche del sistema, il quale determina le condizioni favorevoli alla propagazione del rischio all'interno del medesimo.

A tal proposito, la prima fase, basata su livelli di correlazione uguali per tutte le banche, permette di evidenziare gli aspetti di sistema, mentre nella seconda fase sono stati ipotizzati valori di correlazione differenti per ciascuna banca (20 set con correlazioni comprese tra il 25% e il 75%). Per ciascun set di correlazione sono stati calcolati, sulla base delle simulazioni, i contributi al rischio sistemico per ciascuna banca del campione.

La seconda fase è propedeutica alla terza fase del lavoro, che si propone l'obiettivo di stimare la sensitività dei contributi marginali al rischio sistemico al variare del livello di correlazione delle singole banche rispetto ai fattori comuni esogeni (correlazione specifica) e rispetto al livello medio di correlazione presente nel sistema (correlazione media). A tal fine sono state realizzate una serie di analisi di regressione nelle quali si utilizzano, come variabile dipendente, il contributo di una banca al rischio sistemico e, come variabili indipendenti, il livello di correlazione specifico e il livello medio di correlazione nel campione considerato.

4. Dati e risultati

L'analisi è stata condotta su un campione di 19 banche olandesi, sulla base dei dati di bilancio relativi al 2016 ricavati da Orbis Bank Focus.
I dati riassuntivi sono riportati nella tabella 1.

Tabella 1: dati riepilogativi delle voci di bilancio delle banche incluse nel campione. Dati in milioni di euro.

	Totale Attivo	Prestiti interbancari	debiti interbancari	RWA	Capitale totale
Min	552	77	2	407	83
Media	102 956	6 424	4 258	31 310	6 772
Max	843 919	41 512	31 964	312 087	54 362

Come si desume dalla tabella 1, il sistema preso in considerazione include banche caratterizzate da strutture patrimoniali molto diverse. Il campione è pertanto sufficientemente diversificato da consentire di verificare l'effetto della variazione del livello di correlazione delle banche a fattori comuni sul livello di rischio presente nel sistema e sui contributi marginali al rischio sistemico.
Attraverso i passaggi descritti nel paragrafo 4, è stato calcolato il contributo marginale al rischio sistemico per ciascuna banca e le componenti di rischio "stand-alone" e "di contagio" ipotizzando un parametro di correlazione pari al 50% uguale per tutte le banche del campione.
Nella tabella 2 sono riportati i risultati di questa prima fase. Le colonne riportano, in sequenza, il valore dell' ES dell'intero campione quando la banca considerata è isolata dalle altre (L^h), l'effetto diretto dell'esclusione di una banca dal sistema ($L - L^h$), il contributo al rischio stand- alone (L_h), il contributo al rischio di contagio (Sys_h), il contributo al rischio di contagio "riscalato" (Sys_h^*) e il contributo totale della banca considerata (LOO_h). In basso, sotto la colonna (1) è riportato il valore della perdita aggregata dell'intero campione selezionato (L).

Tabella 2: Risultati delle stime Leave-One-Out con correlazione al 50%

Banche	**(1)** L^h	**(2)** $L - L^h$	**(3)** L_h	**(4)** Sys_h	**(5)** Sys_h^*	**(6)** LOO_h
Banca 1	850.31	1598.82	1203.86	394.97	809.75	2013.61
Banca 2	2260.57	188.56	258.56	-69.99	-143.50	115.06
Banca 3	2308.10	141.04	186.59	-45.55	-93.39	93.20

Banca 4	2465.27	-16.14	10.37	-26.50	-54.34	-43.97
Banca 5	2423.33	25.81	27.77	-1.96	-4.01	23.75
Banca 6	2419.00	30.14	30.86	-0.72	-1.47	29.38
Banca 7	2443.55	5.59	16.13	-10.54	-21.61	-5.48
Banca 8	2443.31	5.83	9.23	-3.40	-6.98	2.25
Banca 9	2443.08	6.06	6.38	-0.32	-0.66	5.72
Banca 10	2335.64	113.49	17.63	95.86	196.53	214.16
Banca 11	2447.17	1.97	6.64	-4.68	-9.59	-2.94
Banca 12	2431.41	17.73	14.30	3.43	7.03	21.33
Banca 13	2449.55	-0.41	2.45	-2.86	-5.87	-3.42
Banca 14	2450.92	-1.78	3.10	-4.88	-10.01	-6.91
Banca 15	2443.50	5.64	7.31	-1.68	-3.43	3.88
Banca 16	2449.54	-0.40	0.70	-1.10	-2.26	-1.56
Banca 17	2450.95	-1.82	0.63	-2.45	-5.02	-4.39
Banca 18	2449.83	-0.70	1.33	-2.02	-4.14	-2.82
Banca 19	2449.88	-0.74	0.20	-0.94	-1.93	-1.73
Totale		**2118.69**	**1804.03**	**314.66**	**645.10**	**2449.14**
L	**2449.14**					

I risultati sopra riportati evidenziano che i contributi al rischio variano notevolmente da banca a banca. I contributi stand-alone, in particolare, assumono sempre valori positivi in quanto il rischio che una banca possa fallire persiste sempre.

Invece, i contributi al contagio riscalati, Sys_h^* , possono essere anche negativi. Tale eventualità si verifica per le banche con alti livelli di capitalizzazione che fungono da prestatori di fondi verso le restanti banche del sistema. Tali banche concorrono a ridurre il rischio di propagazione degli shock nel sistema in quanto sono capaci di assorbire le perdite derivanti dai fallimenti delle altre banche senza trasmetterle a loro volta al sistema. In altre parole questi soggetti, anziché alimentare il meccanismo di contagio nel sistema, contribuiscono a mitigarlo se non addirittura ad annullarlo. Il loro isolamento dalle altre banche rende pertanto il sistema maggiormente instabile.

Dalla tabella 2 è possibile notare che gli effetti del meccanismo di contagio attraverso il mercato interbancario si concentrano esclusivamente sulle banche 1 e 10, mentre per le altre banche la componente di rischio di contagio è addirittura negativo. La banca 10, in particolare, evidenzia un contributo al rischio di contagio diretto decisamente superiore alla sua componente di rischio stand-alone. Tale risultato è da attribuirsi principalmente ad un eccessivo indebitamento della stessa sul mercato dei prestiti interbancari. Tale istituto, pur rispettando il requisito minimo di capitale imposto dalla regolamentazione di Basilea, può trasformarsi in un pericoloso veicolo di contagio al verificarsi di shock sistemici.

In generale i risultati aggregati mostrano che il contributo al rischio stand-alone, in termini percentuali, incide maggiormente sul contributo delle banche al rischio sistemico rispetto ai contributi al rischio di contagio, ad eccezione della banca 10.

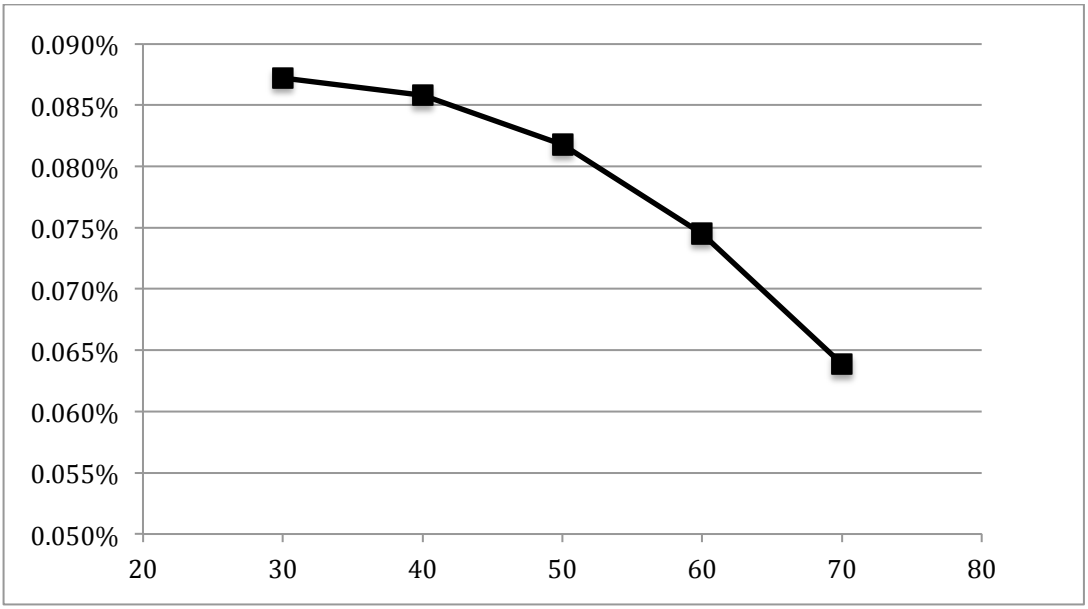
4.1 Fase 1: effetto della variazione del livello di correlazione delle banche a fattori comuni sul livello di rischio sistemico

Come già detto nel paragrafo 3, la prima fase di questo lavoro ha consentito di verificare gli effetti della variazione del livello di correlazione rispetto a fattori comuni sulla rischiosità delle banche appartenenti al campione selezionato.
Attraverso questa fase è stato possibile analizzare gli effetti del livello di correlazione sia sulla rischiosità complessiva del campione considerato, sia sui contributi marginali delle banche al rischio complessivo dello stesso campione.
L'analisi è stata implementata attraverso la simulazione di shock casuali correlati, ipotizzando cinque scenari diversi in cui è stato variato unicamente il parametro che identifica la correlazione tra le singole banche e variabili esogene. Specificatamente, i valori utilizzati sono stati il 30%, il 40%, il 50%, il 60% e il 70%. Tutte le altre condizioni sono state invece lasciate invariate in ciascuna delle simulazioni svolte.

Effetti sulla rischiosità del campione di banche selezionato a livello aggregato

Al fine di verificare l'impatto sulla rischiosità dell'intero sistema, sono state analizzate le distribuzioni di probabilità di accadimento di eventi sistemici negativi e la loro intensità nel momento in cui si verificano. Tale analisi è stata svolta sulla base dell'osservazione dei risultati delle simulazioni svolte nelle 5 diverse configurazioni ipotizzate. Come già indicato, in tale fase il coefficiente di correlazione è ipotizzato identico per tutte le banche in ciascuno dei cinque livelli di correlazione ipotizzati (correlazione uniforme).
Il grafico 1 mostra la variazione della probabilità che si verifichi una crisi con almeno un fallimento al crescere della correlazione tra le singole banche e i fattori comuni.

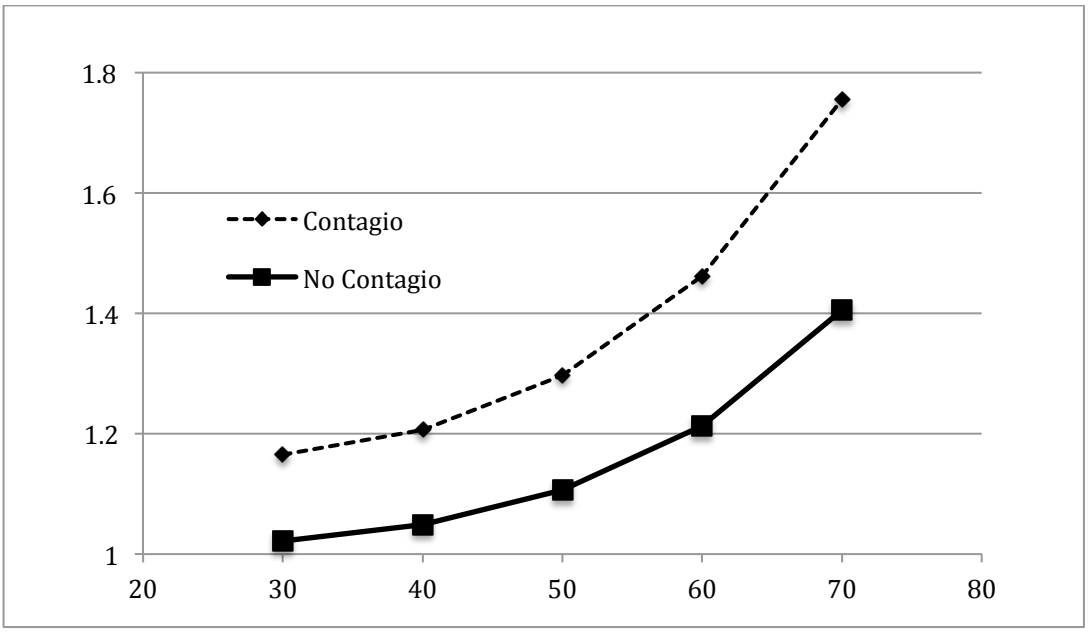
Figura 1: Probabilità di crisi con almeno un default per livello dei correlazione



I risultati a livello aggregato mostrano che il campione di banche considerato è notevolmente influenzato dal livello di correlazione delle banche a fattori comuni. Nello specifico, all'aumentare del livello di correlazione diminuisce la probabilità che si verifichi una crisi con almeno un default bancario.

La seguente figura riporta il numero atteso di fallimenti bancari al crescere del livello di correlazione delle singole banche.

Figura 2: Numero atteso di default in caso di crisi per livello di correlazione

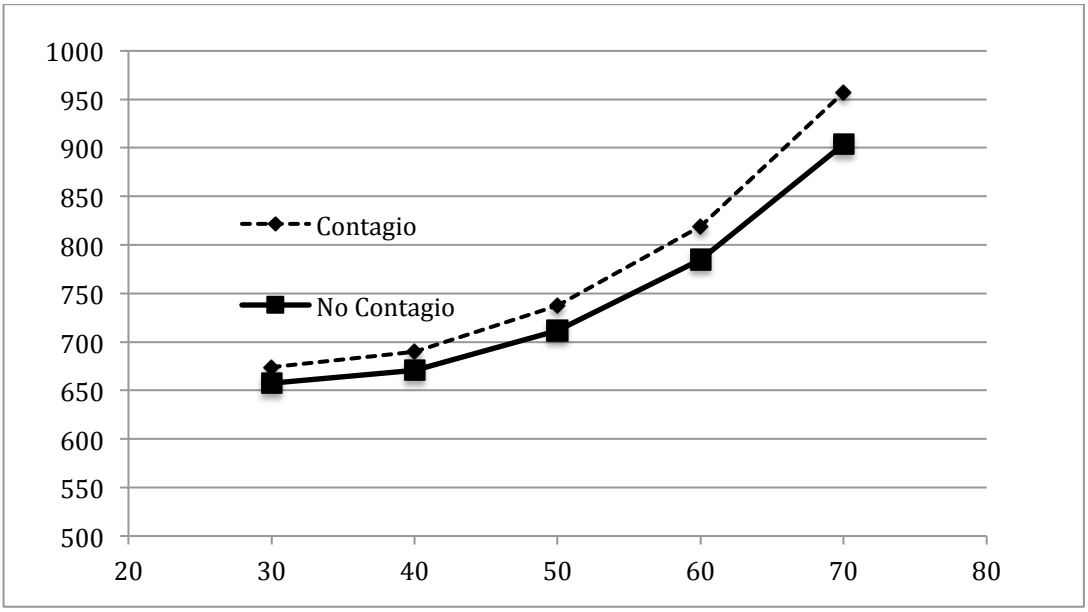


Il grafico sopra riportato mostra che il numero di default atteso delle banche del campione al verificarsi di una crisi sistemica aumenta di circa il 40% se nel modello non è introdotto il meccanismo di contagio diretto, ossia se il sistema è organizzato in modo tale da sterilizzare il trasferimento delle perdite alle controparti bancarie. Se invece si prende in considerazione il meccanismo di contagio diretto tra le banche, il numero atteso di default è di circa il 50%.

I risultati sopra riportati risultano essere perfettamente in linea con le attese teoriche. Nello specifico, a livelli di correlazione più alti corrispondono un numero inferiore di crisi, caratterizzate però da maggiore intensità in termini di perdite. Tale effetto è dovuto alla constatazione che un sistema più correlato comporta un coinvolgimento di un numero maggiore di banche al verificarsi di eventi sistemici.

I valori attesi delle perdite eccedenti il capitale delle banche hanno un andamento simile sia in caso di presenza che di assenza di un meccanismo di contagio, con valori che crescono rispettivamente del 40% e del 37% all'aumentare del livello di correlazione nel sistema.

Figura 3: Perdite medie attese in caso di crisi per livello di correlazione (milioni di euro)



Le contribuzioni al rischio sistemico a livello aggregato, ottenute moltiplicando l'intensità della crisi, ossia le perdite medie attese in caso di shock, per la sua probabilità di accadimento, sono riportate nella tabella 3 nelle sue due componenti, contributi al rischio stand-alone e contributi al rischio di contagio, al variare dei parametri di correlazione ipotizzati.

Dai risultati emerge che, con riferimento al contributo al rischio stand-alone, il maggior numero di banche coinvolte viene compensato dal verificarsi di un numero inferiore di crisi. I risultati mostrano valori piuttosto stabili, compresi tra un minimo di 1752.57 e un massimo di

1818.46. Con riferimento ai contributi al rischio di contagio, i valori a livello aggregato aumentano al crescere della correlazione, confermando il ruolo di catalizzatore del contagio che la correlazione gioca al verificarsi di eventi di crisi. I valori sono infatti progressivamente crescenti, da un minimo di 594.45 per la correlazione al 30%, ad un massimo di 757.35 per la correlazione al 70%.

Tabella 3: Risultati delle stime Leave-One-Out sul sistema, per livello di correlazione.

	ρ=30%	ρ=40%	ρ=50%	ρ=60%	ρ=70%
Contributi stand-alone	**1752.57**	**1777.60**	**1804.03**	**1818.46**	**1778.51**
Contributi al contagio riscalati	**594.45**	**606.32**	**645.10**	**689.28**	**757.35**
Totale	**2347.02**	**2383.92**	**2449.14**	**2507.74**	**2535.81**

Per quanto riguarda i contributi al rischio delle singole banche, la tabella 4 riporta i valori delle contribuzioni al rischio stand-alone, mentre la tabella 5 riporta i valori della contribuzione al rischio di contagio riscalati.

Effetti del livello di correlazione sulla performance delle singole banche

La tabella sotto riportata mostra i risultati dei contributi delle singole banche al rischio "stand-alone", ossia l'ES delle banche quando non sono connesse con il resto del sistema.

Tabella 4: Stima della contribuzione al rischio "stand-alone" per singola banca, per livello di correlazione

Contributi stand-alone	ρ=30%	ρ=40%	ρ=50%	ρ=60%	ρ=70%
Banca 1	1187.59	1193.62	1203.86	1199.86	1167.73
Banca 2	234.44	246.18	258.56	275.28	274.59
Banca 3	179.14	184.90	186.59	186.92	179.96
Banca 4	9.62	9.93	10.37	11.48	12.67
Banca 5	27.07	27.64	27.77	27.29	26.93
Banca 6	30.35	30.56	30.86	30.87	30.09
Banca 7	15.99	15.92	16.13	15.97	15.55
Banca 8	8.83	8.90	9.23	9.62	9.71
Banca 9	6.20	6.22	6.38	6.66	6.59
Banca 10	17.45	17.28	17.63	17.72	18.10
Banca 11	6.30	6.48	6.64	7.21	7.15
Banca 12	14.50	14.53	14.30	13.86	13.66
Banca 13	2.22	2.30	2.45	2.69	2.80
Banca 14	2.93	3.02	3.10	3.10	2.99
Banca 15	6.99	7.19	7.31	7.08	7.00
Banca 16	0.64	0.67	0.70	0.71	0.78
Banca 17	0.66	0.64	0.63	0.66	0.63

Banca 18	1.44	1.38	1.33	1.30	1.39
Banca 19	0.21	0.21	0.20	0.19	0.19
Totale	**1752.57**	**1777.60**	**1804.03**	**1818.46**	**1778.51**

I risultati mostrano un andamento piuttosto stabile. Le variazioni nei valori all'aumentare del livello di correlazione sono attribuibili ai margini di incertezza propri delle simulazioni Monte Carlo.

In basso sono riportati i risultati relativi ai contributi marginali al rischio di contagio.

Tabella 5: Stima della contribuzione al rischio di contagio per singola banca, per livello di correlazione

Contributi al contagio ridimensionati	**ρ=30%**	**ρ=40%**	**ρ=50%**	**ρ=60%**	**ρ=70%**
Banca 1	825.60	828.13	809.75	790.95	789.72
Banca 2	-155.44	-158.89	-143.50	-129.84	-120.54
Banca 3	-111.40	-111.30	-93.39	-77.76	-49.16
Banca 4	-58.40	-59.20	-54.34	-54.27	-54.34
Banca 5	-8.00	-7.73	-4.01	-3.27	0.43
Banca 6	-1.36	-1.35	-1.47	-0.96	-0.68
Banca 7	-22.66	-23.10	-21.61	-19.15	-18.16
Banca 8	-6.85	-7.13	-6.98	-6.01	-5.74
Banca 9	-0.65	-0.46	-0.66	0.51	2.56
Banca 10	201.15	205.37	196.53	189.45	167.18
Banca 11	-9.45	-9.69	-9.59	-8.56	-9.01
Banca 12	-21.95	-14.11	7.03	30.22	65.62
Banca 13	-6.17	-5.91	-5.87	-5.01	-4.23
Banca 14	-10.51	-10.49	-10.01	-8.04	-6.12
Banca 15	-5.91	-5.06	-3.43	0.97	6.67
Banca 16	-2.02	-1.91	-2.26	-1.81	-1.93
Banca 17	-5.16	-4.95	-5.02	-3.94	-2.25
Banca 18	-4.58	-4.24	-4.14	-2.95	-1.65
Banca 19	-1.79	-1.65	-1.93	-1.26	-1.03
Totale	**594.45**	**606.32**	**645.10**	**689.28**	**757.35**

I risultati, in questo caso, mostrano notevoli differenze da banca a banca.

I valori delle banche caratterizzate da contributi al rischio sistemico molto alti tendono a ridursi all'aumentare del livello di correlazione (banca 1 e 10). Le banche invece caratterizzate da contributi al rischio di contagio negativi mostrano un incremento dei valori all'aumentare del livello di correlazione. In quest'ultimo caso si possono distinguere due tipologie di reazioni a seconda della banca di riferimento. Una parte di esse, infatti, continuano a ricoprire il ruolo di "mitigatori" del rischio sistemico in quanto, nonostante i valori dei contributi al rischio di contagio aumentino, non diventano mai positivi.

Le banche 5, 9, 12 e 15, a differenza delle prime, passano da ricoprire un ruolo di "mitigatori" del rischio sistemico a rivestire un ruolo attivo nella propagazione degli shock alle restanti banche. Tale effetto è visibile dall'inversione di tendenza dei valori assunti dai contributi al rischio di contagio all'aumentare della correlazione delle stesse rispetto a fattori comuni.

Questo risultato si spiega attraverso la constatazione che, come sopra ricordato, un livello di correlazione più alto determina un minor numero di crisi caratterizzate da maggiore intensità. In tale contesto, la solidità patrimoniale che consente alle banche di avere un contributo al rischio di contagio negativo in caso di crisi meno importanti, diventa un elemento meno efficace all'aumentare del grado di intensità di una crisi.

La Tabella 6 mostra i risultati dei contributi al rischio sistemico di ciascuna banca, ottenuti come somma delle due componenti di rischio "stand-alone" e "di contagio" finora analizzate.

Tabella 6: Stima della contribuzione totale al rischio per singola banca, per livello di correlazione

Contributi LOO	ρ=30%	ρ=40%	ρ=50%	ρ=60%	ρ=70%
Banca 1	2013.19	2021.75	2013.61	1990.81	1957.39
Banca 2	79.00	87.30	115.06	145.45	154.05
Banca 3	67.74	73.60	93.20	109.16	130.80
Banca 4	-48.77	-49.26	-43.97	-42.79	-41.67
Banca 5	19.06	19.91	23.75	24.02	27.36
Banca 6	28.99	29.21	29.38	29.91	29.42
Banca 7	-6.68	-7.18	-5.48	-3.18	-2.61
Banca 8	1.98	1.76	2.25	3.60	3.97
Banca 9	5.55	5.75	5.72	7.17	9.15
Banca 10	218.60	222.65	214.16	207.17	185.28
Banca 11	-3.15	-3.21	-2.94	-1.35	-1.86
Banca 12	-7.45	0.42	21.33	44.08	79.28
Banca 13	-3.95	-3.62	-3.42	-2.32	-1.43
Banca 14	-7.58	-7.47	-6.91	-4.94	-3.13
Banca 15	1.09	2.13	3.88	8.05	13.67
Banca 16	-1.38	-1.23	-1.56	-1.10	-1.15
Banca 17	-4.51	-4.30	-4.39	-3.28	-1.61
Banca 18	-3.14	-2.85	-2.82	-1.65	-0.26
Banca 19	-1.58	-1.44	-1.73	-1.07	-0.84
Totale	**2347.02**	**2383.92**	**2449.14**	**2507.74**	**2535.81**

Il maggiore peso dei contributi al rischio "stand-alone" rispetto ai contributi al rischio di contagio rende i contributi totali meno influenzati dalla variazione del livello di correlazione. Ciononostante i contributi al rischio sistemico mostrano comunque un trend positivo al crescere del livello di correlazione.

4.2 Analisi di regressione

La quantificazione dell'influenza del livello di correlazione sulla contribuzione della singola banca, è in realtà più complessa di quanto possa apparire dal paragrafo precedente. Infatti, esistono due effetti interconnessi che influenzano i risultati di ogni banca. Il primo è effetto è dovuto al livello di correlazione tra la banca considerata e le variabili comuni esogene, mentre il secondo effetto è legato al livello di correlazione dell'intero sistema, che, come accennato più sopra, imposta le condizioni favorevoli al contagio.

Di conseguenza, le analisi riportate nel paragrafo precedente, che sono basate su livelli di correlazione uniformi per tutte le banche del sistema, non consentono di scindere i due effetti. Pertanto, sono stati realizzati altri dieci set di simulazioni, con livelli di correlazione differenziati per singola banca, ma compresi nel range tra il 25% e il 75%.

Sulla base dei risultati di queste simulazioni, è stata poi eseguita una stima di regressione, nella quale, per ogni banca, la contribuzione al rischio viene messa a confronto, con, oltre alla costante, la correlazione della singola banca considerata e la correlazione media delle banche del sistema in quella simulazione.

Tabella 7: Risultati delle regressioni

	Correlazione specifica		Correlazione media		
	Coefficiente	*signif*	*Coefficiente*	*signif*	R^2
Banca 1	56.9	**	-144.5	***	0.47
Banca 2	75.2	***	18.1		0.73
Banca 3	109.2	***	42.5	*	0.82
Banca 4	16.9	***	-3.2		0.65
Banca 5	10.8	***	6.9	**	0.84
Banca 6	1.2	***	0.5		0.79
Banca 7	7.2	***	3.4		0.68
Banca 8	2.4	**	0.6		0.44
Banca 9	1.3		4.7	***	0.74
Banca 10	59.5	***	-135.7	***	0.53
Banca 11	3.2	***	-0.8		0.62
Banca 12	72.0	***	143.3	***	0.89
Banca 13	1.8	**	2.4	**	0.69
Banca 14	5.6	***	5.3	**	0.77
Banca 15	11.9	***	18.5	***	0.89
Banca 16	-0.1		0.2		0.05
Banca 17	2.0	**	3.8	**	0.71
Banca 18	4.1	***	3.1	**	0.77
Banca 19	1.3	***	1.0	*	0.69

Le analisi, riportate nella tabella 7, mostrano che la contribuzione al rischio è generalmente influenzato molto più dal livello specifico di correlazione della singola banca che dal livello medio del sistema. Risulta inoltre evidente che la sensitività alla correlazione è molto differenziata tra banca e banca, con valori, tra quelli con maggiore significatività, compresi tra 1.3 e 109.2 nel caso della correlazione specifica, e tra -144.5 e +143.3 nel caso della correlazione media.

Per verificare in dettaglio quali variabili determinino queste differenze nella sensitività alla correlazione, e quantificare i coefficienti che ne permettano una adeguata stima, sono state svolte alcune analisi di regressione, i cui risultati sono riportati nelle tabelle da 8 a 11.

Tabella 8: Regressione della sensitività del rischio alla correlazione specifica sulle variabili di base

	Coefficiente	*Errore Std.*	*t*	*p*	
costante	10.24	4.02	2.54	0.02440	**
TA	−1.08e-06	1.40e-07	-7.75	<0.00001	***
TC	1.02e-05	1.55e-06	6.55	0.00002	***
IOPD	−2299.71	1122.92	-2.04	0.06132	*
IB+	7.74e-06	9.48e-07	8.16	<0.00001	***
IB-	6.27e-06	1.10e-06	5.70	0.00007	***
R^2		0.941	R^2 corretto		0.919

I risultati della indicano che le principali variabili coinvolte, ovvero totale attivo (TA), capitale totale (TC), le esposizioni interbancarie attive (IB+) e passive (IB-) risultano significative ai livelli più alti, mentre la rischiosità del portafoglio (IOPD) ha un ruolo inferiore. Importante invece notare che l'alto coefficiente di determinazione documenta la capacità di spiegare adeguatamente oltre il 90% della differenza nella sensitività alla correlazione specifica tra le diverse banche.

La successiva tabella 9 riporta la stessa analisi ma condotta su valori unitari, ovvero per unità di attivo, quale test sulla robustezza dei risultati precedenti, che vengono sostanzialmente confermati, con l'eccezione della capitalizzazione che viene sostituita dal logaritmo del totale attivo.

Tabella 9: Regressione della sensitività del rischio alla correlazione specifica sulle variabili unitarie

	Coefficiente	*Errore Std.*	*t*	*p*	
costante	-265.24	44.33	-5.98	4.58e-05	***
Cap/TA	464.34	326.61	1.42	0.178	
RWA/TA	-93.33	60.45	-1.54	0.146	
IB+/TA	157.21	38.22	4.11	0.001	***
IB-/TA	76.23	21.37	3.56	0.003	***

Ln(TA)	37.15	5.24	7.08	8.22e-06	***
R^2		0.856	R^2 corretto		0.801

La successiva tabella 10 riporta una analisi similare ma relativa alla sensitività alla correlazione media del sistema.

I risultati, in questo caso, documentano la significatività delle sole esposizioni interbancarie, sia attive (con coefficiente positivo) che passive (con coefficiente negativo). In questo caso, il coefficiente di determinazione è inferiore al precedente, ma comunque superiore al 70%. Il successivo test sui valori unitari (tabella 11) conferma la validità di questi risultati.

Tabella 10: Regressione della sensitività del rischio alla correlazione media sulle variabili di base

	Coefficiente	*Errore Std.*	*t*	*p*	
costante	19.80	13.54	1.463	0.1673	
TA	−7.75e-07	4.72e-07	−1.642	0.1245	
TC	6.54e-06	5.24e-06	1.249	0.2338	
IOPD	−2941.18	3778.26	−0.7784	0.4502	
IB+	1.49e-05	3.19e-06	4.685	0.0004	***
IB-	−1.36e-05	3.70e-06	−3.683	0.0028	***
R^2		0.790	R^2 corretto		0.709

Tabella 11: Regressione della sensitività del rischio alla correlazione media sulle variabili unitarie

	Coefficiente	*Errore Std.*	*t*	*p*	
costante	154.185	124.490	1.239	0.2374	
Cap/TA	945.342	917.062	1.031	0.3214	
RWA/TA	−281.288	169.736	−1.657	0.1214	
IB+/TA	399.061	107.335	3.718	0.0026	***
IB-/TA	−176.317	60.0138	−2.938	0.0115	**
Ln(TA)	−18.6214	14.7222	−1.265	0.2281	
R^2		0.640	R^2 corretto		0.502

5. Discussione economica

Le analisi sopra riportate, indicano chiaramente che il rischio sistemico cresce in modo significativo al crescere della correlazione dei rischi bancari con le variabili comuni.

Dal punto di vista della evoluzione del mercato, la tendenza alla progressiva maggiore importanza delle variabili comuni è ormai chiaramente documentata.

All'interno della letteratura, che studia l'interconnessione (crescente) delle banche nel tempo, Nijskens e Wagner (2011) hanno verificato che l'introduzione delle attività di trasferimento

del rischio di credito hanno diminuito il rischio bancario ma aumentato la loro correlazione. Patro et al. (2013) studiano le correlazioni dei rendimenti azionari tra il 1988 e il 2008 e documentano che le correlazioni sono un indicatore importante del rischio sistemico. Kreis et al. (2017) effettuano un'analisi approfondita delle correlazioni su un periodo di tempo molto ampio, dal 1980 al 2016. I loro risultati suggeriscono che il rischio sistemico non è stato considerevole fino al 2007, ma da allora è diventato altamente rilevante, sia in conseguenza dell'aumento del peso stimato dei fattori comuni (correlazione), sia per il loro impatto non lineare sul rischio sistemico.
Il tema risulta di conseguenza assai rilevante, se unito ai segnali, fortunatamente non ancora univoci e convergenti, ma già comunque rilevanti, di similarità del quadro macroeconomico con altre fasi pre-crisi, che fanno certamente alzare il livello di attenzione su questi rischi.

Uno dei risultati importanti e originali di questo studio, è che la correlazione con le variabili comuni (macro) della singola banca è la componente più importante nel determinare l'incremento del suo contributo al rischio sistemico, mentre il livello medio di correlazione del sistema, che agisce su tutte le banche contemporaneamente, ha un impatto decisamente inferiore.
La importanza della correlazione della singola banca con le variabili comuni nel determinare la sua contribuzione al rischio sistemico, determina una immediata conseguenza sulle possibilità di policy. Sulla base di questo, infatti, gli interventi tesi a limitare il rischio sistemico, possono essere finalizzati a ridurre il livello di esposizione sulle variabili comuni a livello di singola banca, e, quindi, gestibile e controllabile nel rapporto banca-supervisore, in modo da ottenere un risultato sul rischio sistemico (livello macro) agendo sulla singola banca (livello micro).
La valutazione immediatamente conseguente è su se e come si possa agire in questo senso.
Da un lato, la crescita del peso delle operazioni sui mercati finanziari, a loro volta sempre più correlati, ha certamente influito sulla maggiore correlazione delle banche con le variabili comuni, e pertanto una riduzione di questi spazi, o magari la reintroduzione della distinzione tra banche commerciali e banche di investimento, da più parti suggerita, potrebbe portare a una mitigazione importante della correlazione e, quindi, del rischio sistemico.
Dall'altro, recenti studi (Bams et al 2018) documentano come l'esposizione in prestiti alle PMI tenda a una maggiore diversificazione dei rischi, e a una minore correlazione con le variabili comuni. Il loro studio indica che le regole IRB non pongono i prestiti alle piccole imprese in condizioni di parità. Al fine di trattare le due classi di attività - small business e corporate

loans - in modo equilibrato rispetto alla correlazione del loro rischio di credito, le regole IRB dovrebbero richiedere requisiti patrimoniali inferiori del 45% per i prestiti alle piccole imprese rispetto a quanto attualmente prescritto dal Comitato di Basilea. Questo abbassamento dei requisiti patrimoniali sui prestiti alle piccole imprese va nella stessa direzione del fattore di sostegno alle PMI introdotto dalla Commissione europea nel recente aggiornamento del regolamento di Basilea.

Questi riequilibri nella pesatura del rischio che tengano conto in modo più corretto e più attento degli effetti mitiganti dei prestiti alle PMI non solo sul fronte della singola banca, ma anche sulla rischiosità sistemica, potrebbero avere effetti importanti.

6. Conclusioni

La recente crisi del sistema bancario ha posto in evidenza la necessità di comprendere il sistema finanziario come un'articolata rete di soggetti interconnessi. Riuscire a comprendere il ruolo dei legami esistenti tra le banche nel determinare la rischiosità di un sistema finanziario rappresenta una delle maggiori sfide nell'attuale contesto economico.

L'obiettivo di questo lavoro è stato quello di analizzare in che misura le esposizioni delle banche a fattori comuni (i.e. andamento del ciclo economico, eventi macroeconomici, etc.), misurate dalla correlazione rispetto a variabili esogene, determinano il rischio di contagio all'interno del sistema.

La prima fase ha consentito di verificare gli effetti della variazione del livello di correlazione rispetto a fattori comuni sulla rischiosità delle banche appartenenti al campione selezionato.

I risultati a livello aggregato evidenziano che al crescere del livello di correlazione nel sistema la probabilità che si verifichi una crisi bancaria diminuisce parallelamente all'aumento della sua intensità attesa. Un sistema caratterizzato da un livello di correlazione più alto determina, infatti, il coinvolgimento di un numero maggiore di banche al verificarsi di shock sistemici.

Con riferimento ai contributi stand-alone delle singole banche, i risultati a livello aggregato sono piuttosto stabili in quanto il maggior numero di banche coinvolte al verificarsi di crisi viene compensato dal numero inferiore di eventi avversi.

I contributi al rischio di contagio seguono, invece, un trend crescente all'aumentare del livello di correlazione nel sistema confermando, pertanto, il ruolo della correlazione come catalizzatore del contagio all'interno del sistema.

L'analisi della performance delle singole banche al variare del livello di correlazione evidenzia la diversità nelle reazioni di ciascuna banca a seconda delle specifiche caratteristiche della loro struttura patrimoniale.

La seconda e la terza fase del presente lavoro hanno consentito di analizzare due aspetti diversi del ruolo della correlazione nel rischio sistemico, rispettivamente gli effetti della correlazione delle singole banche rispetto a variabili esogene e gli effetti del livello medio di correlazione nel sistema sui contributi marginali al rischio sistemico. I risultati mostrano che il livello di correlazione delle singole banche rispetto a fattori di rischio comuni influenza in misura maggiore i contributi al rischio sistemico rispetto al livello di correlazione medio del sistema.

Tali evidenze possono risultare utili ai fini degli interventi di policy volti a mitigare il rischio sistemico e a garantire la stabilità del sistema finanziario. Gli interventi finalizzati a diminuire l'esposizione delle singole banche a fattori comuni possono contribuire a ridurre la rischiosità del sistema finanziario (livello macro) attraverso misure regolamentari che impattano le singole banche (livello micro).

I risultati ottenuti, in altri termini, suggeriscono l'efficacia di interventi di policy tesi a diversificare la struttura dell'attivo patrimoniale delle banche e quindi a ridurre l'esposizione delle stesse verso fonti di rischio comuni.

I risultati di recenti studi mostrano, ad esempio, che una maggiore esposizione delle banche in crediti verso le PMI possa diversificare i rischi derivanti dall'attivo delle banche e, conseguentemente, ridurre la correlazione con le variabili comuni.

Un riequilibrio nella pesatura del rischio ai fini del calcolo dei requisiti patrimoniali potrebbe, infine, incentivare le banche a diversificare le proprie strategie di investimento riducendo il livello di rischio sistemico.

Bibliografia

Basel Committee on Banking Supervision (2005), *An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions*.

Albertazzi U., Gambacorta L. (2009), *Bank profitability and the business cycle*, Journal of Financial Stability, Volume 5, Issue 4, December, Pages 393–409.

Athanasoglou, P.P., Brissimis, S.N., Delis, M.D. (2008), *Bank-specific, industry-specific and macroeconomic determinants of bank profitability*, Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 18 (2), pp. 121-136.

Bams, D, Pisa M, and Wolff C. (2015), *Credit Risk Characteristics of US Small Business Portfolios*, CEPR Discussion Paper No. DP10889

Bikker JA, Hu H. (2002), *Cyclical patterns in profits, provisioning and lending of banks*. DNB Staff Reports, No. 86, Amsterdam

Co-Pierre, G. (2013), *The effect of the interbank network structure on contagion and common shocks*, Journal of Banking & Finance 37, 2216–2228.

Demirguc-Kunt, A., Huizinga, H., (2000), *Financial structure and bank profitability*. The World Bank, Policy Research Working Paper Series 2430..

Elsinger H., Lehar A., Summer M., (2006), *Risk Assessment for Banking Systems*, Management Science vol 52 n.9.

Furfine C.H. (2003*), Interbank Exposures: Quantifying the Risk of Contagion*, Journal of Money, Credit and Banking, Volume 35 (1), pp. 111-128.

Hull J., and White A. (2004), *Valuation of a CDO and an nth to Default CDS Without Monte Carlo Simulation*, Journal of Derivatives, 12,2.

Karimzadeh, M., Akhtar S. M. J., Karimzadeh B. (2013), *Determinants of Profitability of Banking Sector in India*, Transition Studies Review Volume 20, Issue 2, October, Pages 211-219.

Kreis, Y., Leisen, D.P.J. (2017), *Systemic risk in a structural model of bank default linkages*. J. Financial Stability, http://dx.doi.org/10.1016/j.jfs.2017.05.010

Nijskens, R., Wagner, W., (2011). *Credit risk transfer activities and systemic risk:How banks became less risky individually but posed greater risks to thefinancial system at the same time*. J. Bank. Finance 35, 1391–1398.

Patro, D.K., Qi, M., Sun, X., (2013). *A simple indicator of systemic risk*. J. Financ. Stab.9, 105–116.

Steinbacher M.· Steinbacher M., Steinbacher M. (2016), *Robustness of banking networks to idiosyncratic and systemic shocks: a network-based approach*, J Econ Interact Coord 11, p. 95–117

Zedda, S. (2015) *Directs vs. side effects in financial contagion: what weights more?* in: Advances in Artificial Economics, editors: Ambalard F., Miguel F. J., Blanchet A., Gaudou B., Lecture notes in economics and mathematical systems, vol. 676, p. 131-138, Springer.

Zedda S. and Cannas G. (2017), *Analysis of banks' systemic risk contribution and contagion determinants through the leave-one-out approach*, the Journal of Banking and Finance.