

*Dipartimento di Economia e Finanza
Cattedra di Economia e gestione degli intermediari finanziari (c.p.)*

**La misurazione del rischio di mercato sistemico:
un'applicazione della Systemic Expected Shortfall al settore
finanziario europeo**

RELATORE

Chiar.mo Prof. Domenico Curcio

CANDIDATO

Yuri Parisi

Matricola 648161

CORRELATORE

Chiar.mo Prof. Mario Comana

Anno Accademico 2014 / 2015

INDICE

Introduzione	3
Definire il rischio sistemico	6
1.1 Il rischio sistemico.....	8
1.1.1 <i>Le definizioni di rischio sistemico</i>	<i>10</i>
1.1.2 <i>Le crisi finanziarie e la propagazione del rischio sistemico</i>	<i>11</i>
1.2 Rischio di mercato: definizione e misurazione.....	14
1.2.1 <i>Il Value at Risk</i>	<i>17</i>
1.2.2 <i>I limiti del VaR e l'Expected Shortfall.....</i>	<i>21</i>
1.2.3 <i>La Marginal Expected Shortfall</i>	<i>24</i>
Conclusione	26
I modelli di misurazione del rischio sistemico	27
Introduzione.....	27
2.1 Misure macroeconomiche del rischio sistemico.....	29
2.2 Misure di illiquidità	30
2.3 La Contingent Claim Analysis	33
2.3.1 <i>La definizione del modello</i>	<i>34</i>
2.3.2 <i>L'evidenza empirica</i>	<i>36</i>
2.4 Tail Measures	37
2.4.1 <i>CoVaR</i>	<i>38</i>
2.4.2 <i>Systemic Expected Shortfall</i>	<i>44</i>
2.5 I Modelli di Network	56

2.5.1 definizione della causalità secondo Granger.....	58
2.5.2 L'evidenza empirica.....	61
Conclusione.....	62
L'analisi empirica.....	64
Introduzione.....	64
3.1 Metodologia.....	66
3.2 Dati e Statistiche Descrittive.....	69
3.3 Misurare il rischio sistemico.....	71
3.3.1 Implementazione del Modello.....	71
3.3.2 La Capital Shortfall.....	75
3.3.3 Il rischio sistemico nei diversi paesi europei.....	78
Conclusione.....	81
Considerazioni Conclusive.....	83
Appendice.....	87
Sezione I.....	87
Sezione II.....	90
Sezione III.....	97
Sezione IV.....	100
Bibliografia.....	110

Introduzione

Alla luce degli avvenimenti che hanno coinvolto le economie mondiali negli ultimi tempi, l'interesse della letteratura in campo finanziario si è rivolto in maniera crescente ad un fenomeno per molto tempo marginalmente considerato: il rischio sistemico nei mercati finanziari.

I sistemi finanziari moderni sono entità molto complesse, costituiti da un numero elevato di agenti che vi operano, una fitta "rete" di legami che uniscono questi ultimi e un corpus sostanzioso di norme che ne regolano l'attività. L'elemento che più caratterizza l'evoluzione di queste entità nell'era contemporanea è l'internazionalità delle istituzioni finanziarie. Infatti, il processo di globalizzazione delle economie mondiali ha trasformato profondamente l'attività di queste imprese: per moltissime di esse, ormai, la sopravvivenza e la possibilità di guadagnare profitti consiste necessariamente nell'instaurare una connessione con le aziende straniere, creando legami, contrattuali e non, che superano ormai i confini geografici.

In passato, l'evento sistemico per eccellenza era descritto dal fenomeno di "bank run", in cui una banca falliva a causa del panico scatenatosi nella clientela, che spingeva i prestatori di fondi a ritirare presso gli sportelli i propri risparmi, e provocava il crollo di altre banche per via delle connessioni esistenti tra queste imprese. Il settore bancario era ritenuto il canale preferenziale entro cui potessero viaggiare gli effetti negativi di una crisi individuale e si potesse seminare il contagio tra le altre istituzioni finanziarie. A causa del fenomeno della globalizzazione, oggi non è più possibile cercare di descrivere il rischio sistemico analizzando solo l'attività delle banche, ma vanno considerate anche tutte le nuove espressioni aziendali che operano nei mercati.

Nonostante venga riconosciuto il ruolo rilevante del settore dell'intermediazione creditizia, l'interesse della letteratura si è rivolto anche alla propagazione degli shock in altri tipi di imprese finanziarie e ai meccanismi che trasmettono segnali di sfiducia, e i conseguenti effetti negativi, nel sistema finanziario. Per questo motivo, in questo elaborato ho analizzato le istituzioni europee quotate nelle borse dei vari paesi,

includendo non solo le banche, ma anche il settore dei prime broker e delle società assicurative. Il contesto storico scelto è il cuore della crisi dell'Eurozona, ovvero il periodo 2008-2011. Le motivazioni che mi hanno condotto a compiere questa scelta sottintendono la volontà di verificare che esistesse una metodologia capace di prevedere parte degli effetti causati da questa crisi finanziaria. L'obiettivo finale dell'elaborato è descrivere come la crisi di un solo paese, la Grecia, sia diventata la crisi di un continente intero. Gli strumenti utilizzati sono quelli che si riferiscono alla misurazione del rischio di mercato, poiché verrà dimostrato come l'evento sistemico in considerazione sia stato scatenato proprio dalla variazione di un fattore di rischio di mercato (i rendimenti di mercato delle istituzioni finanziarie). Infine, verrà mostrato il contributo al rischio che ognuna delle imprese analizzate ha conferito al rischio sistemico globale e, inoltre, come questo possa essere utilizzato da un'autorità di regolamentazione per proteggersi dall'esposizione individuale delle istituzioni.

Nel primo capitolo, verranno descritte le principali definizioni donate dalla letteratura economica sul rischio sistemico. Sebbene queste si riferiscano ad episodi specifici e, molto spesso, siano insoddisfacenti quando si tratta di descrivere il fenomeno che si presenta in altri contesti, si avrà modo di chiarire quali sono gli elementi essenziali che caratterizzano un evento sistemico e come questo nasca, si propaghi e venga assorbito nelle crisi finanziarie. Inoltre, sono state riportate le principali misure del rischio di mercato nella prassi della gestione del rischio moderna. Questo perché, come detto in precedenza, il rischio sistemico analizzato in questo elaborato appare legato intrinsecamente all'andamento di alcuni fattori di rischio di mercato. Senza queste misure, il modello scelto per misurare gli effetti di una crisi sistemica non esisterebbe e, dunque, una descrizione esaustiva di queste è imprescindibile.

Il secondo capitolo, invece, rappresenta una *review* della letteratura sull'argomento della misurazione del rischio sistemico. I modelli presentati calcolano gli effetti di questo fenomeno riferendosi a quattro elementi essenziali che lo caratterizzano: le perdite sostenute dalle imprese e dai governi durante una crisi, i legami esistenti tra le istituzioni, il grado di leva finanziaria e lo stato di liquidità degli intermediari e del mercato. Il modello che prenderà più spazio in questo capitolo della trattazione, è quello di Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson (2010), che ho utilizzato nel corso

dell'analisi empirica per calcolare il rischio sistemico in europa. La misura chiave di questo modello è chiamata "Systemic Expected Shortfall" (SES); verrà mostrato, in seguito, come questa dipenda da due degli elementi fondamentali descritti prima, le perdite attese e il grado di leva finanziaria.

Infine, il terzo capitolo è dedicato alla descrizione delle fasi di implementazione del modello sul campione scelto, composta da 57 istituzioni finanziarie europee quotate durante il periodo 2010-2012. Oltre a verificare che il modello di Acharya et al. sia valido anche nel contesto scelto, ho potuto dimostrare che la *SES* è una misura predittiva valida per misurare il rischio sistemico delle imprese che emerge dai loro rendimenti di mercato. Inoltre, l'applicazione pratica più importante è stata quella che mi ha permesso di poter costruire delle tabelle che quantificassero l'ammontare delle perdite che sono state sostenute dal sistema finanziario, e che potevano essere predette con un buon grado di precisione dal modello implementato. Infine, ho potuto riconoscere, tramite i risultati prodotti dall'analisi del contributo al rischio individuale, che i responsabili della crisi dell'Eurozona appartengono al gruppo dei paesi cosiddetti "GIPSI".

CAPITOLO I

Definire il rischio sistemico

Introduzione – 1.1 Il rischio sistemico - 1.1.1 Le definizioni di rischio sistemico – 1.1.2 Le crisi finanziarie e i meccanismi di propagazione del rischio sistemico – 1.2 Rischio di mercato: definizione e misurazione – 1.2.1 Il Value at Risk – 1.2.2 I limiti del VaR e l'Expected Shortfall – 1.2.3 La Marginal Expected Shortfall - Conclusione

Introduzione

Ad oggi, non esiste ancora un consenso unanime tra gli economisti sulla definizione di rischio sistemico. L'eterogeneità e la variabilità degli eventi che, con il tempo, abbiamo imparato a legare a questo fenomeno contribuiscono a offuscare ancora di più la visione d'insieme. Secondo quanto affermato dal fisico britannico William Thomson, se si riesce a misurare tramite i numeri un certo argomento di cui si parla, allora lo si conosce alla perfezione; al contrario, se la misurazione non può essere condotta, allora la conoscenza dell'argomento sarà sempre insoddisfacente. Applicando tale assunto al contesto della definizione del rischio sistemico, o in generale dell'intera attività di gestione dei rischi, si può comprendere l'interesse che hanno le istituzioni nel chiarirne una volta per tutte il raggio di azione. Aldilà di un puro esercizio nozionistico, quindi, definire il rischio sistemico trova la sua massima espressione nell'obbiettivo contestuale di misurarne e prevederne gli effetti futuri, al fine di riuscire a gestirlo prontamente ed efficacemente.

Nel corso della storia, molti tentativi sono stati compiuti in questo senso, tutti aventi lo stesso obbiettivo comune, ovvero di rendere sempre più "tecnico" e "scientifico" il processo di definizione del fenomeno. Questa evoluzione dei meccanismi di rilevazione e misurazione di un elemento di interesse riguarda tutte le scienze economiche, che ormai vedono il loro futuro proiettato nell'utilizzo di misure statistiche ed

econometriche sempre più sofisticate. Come si potrà notare nel *capitolo II* dell'elaborato, molti studiosi hanno preso a cuore la questione, proponendo il loro contributo e andando a nutrire una letteratura sempre più vasta e sfaccettata. Gli sforzi compiuti, però, si scontrano con la spaventosa evidenza che cercare di creare una misura univoca di rischio sistemico è un obiettivo che probabilmente non potrà mai essere raggiunto. Difatti, sebbene vi siano una grossa varietà di definizioni e modelli di misurazione del fenomeno, tutti hanno in comune il fatto di riferirsi agli eventi che accadono nei settori finanziari di tutto il mondo, che sono caratterizzati da complessi legami, di tipo contrattuale e non, di un numero esorbitante di partecipanti e una quantità ben maggiore di strumenti negoziati.

Un evento che si definisce sistemico ha tante cause, e tante sono le spiegazioni proposte dagli studiosi della questione. L'obiettivo della ricerca in questo campo, quindi, non deve assolutamente essere quello di ricercare risposte univoche a un fenomeno così vastamente caratterizzato, quanto piuttosto di riconoscere i limiti dei modelli a disposizione e concentrarsi, invece, sul quantificare ciò che viene definita "incertezza sistemica" (Haldane, 2012). Molto spesso nella letteratura economica si riconoscono i termini *incertezza* (o *ambiguità*)¹ e rischio come sinonimi. In realtà, tra questi due termini vi è una sottile differenza: il rischio nasce quando si può calcolare la distribuzione di probabilità di un certo fenomeno poiché la si conosce, sebbene non si abbia la certezza di quale sarà l'evento che accadrà effettivamente; l'incertezza è invece la situazione nella quale ci si trova quando non si conosce nulla circa la distribuzione di probabilità del fenomeno. Per comprendere meglio questa distinzione, si supponga di avere completa fiducia in un modello macroeconomico che possiede dei legami con il settore finanziario che catturano l'esposizione al rischio sistemico di quest'ultimo. Dato che il modello specifica le distribuzioni di probabilità sottostanti, si potrebbero usare queste ultime sia per quantificare il rischio sistemico sia per calcolare i meccanismi di aggiustamento a livello macro. Nonostante questa idea sia allettante, è materialmente impossibile riuscire nell'impresa, proprio perché non esiste un modello valido e riconosciuto di misurazione del rischio sistemico. Ogni tentativo di applicare un certo

¹ La distinzione originale è stata proposta da Knight nel 1921.

approccio al di fuori del contesto in cui era stato progettato risulta ad oggi un esercizio fallimentare. Detto ciò, la sfida degli statistici e degli economisti al giorno d'oggi è quello di inserire nelle loro valutazioni del rischio sistemico questa sorta di “scetticismo” circa il modello utilizzato. Le conseguenze di questo cambio di visione riguardano l'affidabilità dei risultati che possono essere prodotti da un modello o da un altro, che andranno osservati attentamente prima che si possano prendere decisioni critiche.

Nelle sezioni successive ho sintetizzato il pensiero dei molti lavori che ho dovuto studiare per la stesura di questo elaborato a proposito della definizione del rischio sistemico. Poiché il titolo del seguente lavoro richiama il concetto di “rischio di mercato sistemico”, ho riportato la più definitiva descrizione del *market risk* e dei modelli di misurazione di quest'ultimo. L'obiettivo finale è quello di riconoscere un approccio che unisca questi due fenomeni, sfruttando i meccanismi di quantificazione del rischio di mercato per misurare gli effetti degli eventi sistemici nel *capitolo III*.

1.1 Il rischio sistemico

Quando si parla di eventi sistemici si fa riferimento a circostanze di portata molto grande che influenzano negativamente i soggetti che fanno parte di un certo contesto. Il comportamento e i legami relativi a questi ultimi, sono la causa primaria di questi fenomeni; si capisce perché è importante analizzare la situazione dei partecipanti a un sistema e individuare come essi si influenzino reciprocamente. Una volta stabiliti questi legami, l'obiettivo finale dovrebbe essere quello di descrivere i meccanismi di propagazione degli effetti negativi da un'entità alle altre e, se e come, è possibile prevenirli nel tempo.

Il rischio sistemico è un concetto che trova il suo spazio non solo nella dimensione economica, ma in una serie di altri contesti. Ad esempio, in campo medico questo fenomeno spiega come una certa patologia sofferta da poche persone arrivi a contagiare il resto della società. Proprio il concetto di “contagio” si applica in maniera perfetta nel descrivere un sistema finanziario: molti eventi sistemici si verificano in seguito alla crisi

di un'istituzione finanziaria che, con il suo stato di "salute" precario, influenza le altre fino a trascinarle nella sua stessa condizione. In aggiunta, bisogna considerare anche gli effetti che determinati shock hanno nelle banche e le altre imprese finanziarie nel definire in maniera completa il rischio sistemico. Infatti, il mutamento delle condizioni economiche produce inevitabilmente degli shock per le istituzioni; quando l'operatività di un gruppo di queste viene in qualche modo intaccata da questi fenomeni, la probabilità di un evento sistemico è molto alta, in seguito a un effetto domino che determina il crollo di molte altre tessere in maniera incontrollata. Da qui, si può delineare il rischio sistemico mediante queste due caratteristiche essenziali: da un lato il meccanismo di propagazione, che determina la velocità e la direzione degli effetti negativi causati da un evento di crisi ed è rappresentato dal grado di interconnessione degli intermediari finanziari; dall'altro lato, gli shock che minano l'operatività delle istituzioni in maniera idiosincratca (ad esempio il fallimento di una banca) o sistemica (la variazione di un fattore di rischio, ad esempio i tassi di interesse o l'inflazione).

Da una serie di anni, l'interesse del mondo finanziario per il rischio sistemico si è espanso, anche e soprattutto alla luce delle recenti crisi finanziarie delle economie statunitensi ed europee. I sistemi finanziari moderni hanno subito un rilevante processo di globalizzazione, che ha contribuito a creare un network ancora più fitto tra le istituzioni dei diversi paesi. L'intrecciarsi dei legami geografici, l'espansione delle categorie di strumenti negoziati, l'eterogeneità dei diversi regimi normativi e anche i processi di deregolamentazioni degli istituti finanziari sono gli elementi di difficoltà che gli studiosi moderni devono affrontare nell'ambito della creazione dei nuovi modelli di misurazione del rischio. Per molto tempo, il rischio sistemico è stato legato al fallimento delle grandi istituzioni che svolgevano l'attività bancaria; sebbene questo settore rivesta ancora un ruolo molto importante all'interno del sistema finanziario e, inoltre, una banca molto grande si troverà per forza di cose più esposta di altri operatori al turbamento delle condizioni degli altri partecipanti, non è possibile prescindere dalla presenza di nuovi operatori che distribuiscono e investono la ricchezza dei risparmiatori. La logica che deve accompagnare la valutazione del rischio sistemico è sempre più accompagnata dalla consapevolezza di dover prendere in considerazione, non tanto la tipologia di agenti che compone un sistema finanziario, quanto l'insieme di relazioni che le tengono unite e rappresentano di fatto il sistema stesso.

Nei paragrafi successivi, sono riportate le definizioni di rischio sistemico donate dalla letteratura moderna sull'argomento. Inoltre, vengono descritte le principali dinamiche preliminari che contraddistinguono gli eventi sistemici e i meccanismi di propagazione più comuni di questi ultimi.

1.1.1 Le definizioni di rischio sistemico

Come detto in precedenza, non esiste una definizione unica di rischio sistemico; tuttavia è utile ricorrere a quelle proposte dagli studiosi dell'argomento per identificare i contesti nel quale è più probabile che nascano e si sviluppino gli eventi sistemici e per progettare un sistema di protezione preventivo per il futuro.

In generale, una crisi sistemica in un settore finanziario è un evento in cui i legami esistenti tra gli agenti permettano il propagarsi di perdite, liquidità e insolvenza da un'impresa ad un'altra in un momento di difficoltà complessiva, causato da un determinato shock o da un processo di contagio.

Caruana (2010) riporta la seguente definizione di rischio sistemico data dalla Bank of International Settlement (BIS): *"il rischio che il fallimento di un partecipante nell'adempiere ai suoi obblighi contrattuali possa a sua volta causare il fallimento di altri partecipanti"*

Altri autori collegano il rischio sistemico alla probabilità che le perdite di un sistema finanziario a seguito di un particolare evento si ripercuotano sul resto delle attività condotte dalle imprese finanziarie; oppure, viceversa, che la somma delle perdite sostenute dalle istituzioni finanziarie causi una sorta di "buco" di capitale che determina una perdita per l'intero settore.

Ancora, il rischio sistemico si riferisce al grado di interconnessione tra le istituzioni finanziarie che, al momento del default di una, spinge le altri in uno stato di crisi.

O infine, gli eventi sistemici possono talvolta essere rappresentati da condizioni di illiquidità delle banche e degli altri intermediari finanziari, causate dall'incapacità di un soggetto di adempiere al pagamento delle proprie obbligazioni.

L'elemento in comune tra queste definizioni è il riconoscimento di un processo che trasforma una crisi circoscritta a un contesto limitato in un momento di difficoltà per l'intero settore finanziario. Il rischio sistemico si presenta, infatti, quando uno shock iniziale colpisce poche entità e si propaga tra i mercati e le istituzioni sempre più velocemente, causando il contagio di tutti i partecipanti e l'instabilità del sistema di riferimento.

1.1.2 Le crisi finanziarie e la propagazione del rischio sistemico

Le ultime crisi finanziarie a cui abbiamo assistito hanno donato un contributo rilevante nell'identificare alcune delle fasi primordiali del contagio dei sistemi finanziari.

Ad esempio, una delle cause scatenanti l'instabilità dei mercati finanziari statunitensi nel 2008 è stato l'eccessivo ricorso a processi di cartolarizzazione. Nel dettaglio, gli istituti di credito hanno per lungo tempo "impacchettato" i prestiti che concedevano alle famiglie in determinati strumenti finanziari, allo scopo essenzialmente di trasferire il rischio. Infatti, non discriminando la propria clientela in base al merito, molte banche hanno concesso i cosiddetti "mutui subprime" a persone che avevano una bassa probabilità di restituire interamente il capitale corrisposto. Esponendosi a un tale rischio, è stato progettato un processo che permettesse in qualche modo di trasferire tale esposizione ad altri soggetti, anche attraverso una categoria di entità appositamente creata per questo scopo (le cosiddette "Special Purpose Vehicles"). Proprio questo è l'elemento critico della crisi finanziaria americana: nonostante sia stato possibile "trasferire" il rischio, da impresa ad impresa, non è stata condotta alcuna "ripartizione" di questo, come invece sarebbe stato più efficace. Inoltre, l'introduzione di nuovi prodotti finanziari, come i *Credit Default Swap* o le *Collateralized Obligations*, ha permesso che questi rischi potessero essere addirittura trasferiti a soggetti che non sono sottoposti al controllo della vigilanza, facendo perdere le tracce di questi ultimi.

Un altro esempio di meccanismo che ha contribuito a incrementare il rischio sistemico durante le crisi moderne è il ricorso a un livello di indebitamento troppo alto da parte delle imprese finanziarie. Molto spesso, le istituzioni finanziarie prendono a prestito fondi durante i periodi di tranquillità finanziaria, in modo da sfruttare l'effetto leva e amplificare i propri rendimenti. Il guaio è che le crisi sistemiche non sono affatto prevedibili e, anzi, molto spesso sono nate e si sono sviluppate nel terreno fertile dei boom finanziari, quando la fiducia nel settore è molto alta e le istituzioni operano in maniera più rilassata (e forse anche sconsiderata). In un contesto del genere, si è potuto assistere all'altro, drammatico, lato della medaglia dell'effetto leva. Le perdite di un'istituzione che aveva precedentemente contratto un livello molto alto di debito sono enormi e rappresentano un costo, a volte inaffrontabile, per i governi e, di conseguenza, per i contribuenti.

Sempre nei periodi di relativa calma nei mercati finanziari, possono nascere altre forme di fragilità che possono minare la stabilità di un sistema. Molto spesso, in questi periodi le banche accumulano una grande quantità di attività o passività comuni, ad esempio in concomitanza con una bolla relativa a un particolare settore o azienda. Al momento dello scoppio di una crisi relativa a queste esposizioni, sono ben conosciuti gli effetti che la monetizzazione sui mercati hanno sul rischio di liquidità delle istituzioni e come è facile che l'incapacità di onorare i propri impegni possa espandersi rapidamente. Da qui, un ulteriore elemento che contribuisce all'aumento del rischio sistemico è rappresentato dalle cosiddette "esposizioni comuni", che aumentano il raggio di azione di uno shock, coinvolgendo simultaneamente le imprese che avevano investito in quei titoli.

In ultimo, un meccanismo che ha evidentemente influenzato la portata degli eventi sistemici nell'ultimo periodo è quello che coinvolge il giudizio di "merito" rilasciato dalle agenzie di rating. Quando questi soggetti declassano un particolare titolo finanziario, nella loro scala di merito, le reazioni che coinvolgono gli operatori dei mercati sono molto importanti nella valutazione del rischio sistemico. Il fattore critico che viene minato è la fiducia che questi ultimi hanno nei confronti della stabilità delle istituzioni finanziarie in cui hanno investito il loro denaro. Molte persone hanno messo in discussione il grado di affidabilità e di veridicità dei giudizi delle agenzie. Basti

pensare agli avvenimenti che recentemente hanno coinvolto le economie europee: l'affidabilità dei titoli di stato di molti paesi è stata messa in discussione da questi soggetti e, molto spesso, sono stati accusati di aver volutamente valutato in maniera erronea alcuni titoli, o di aver favorito altri per motivazioni di tipo "clientelistico". Il segnale che trasmettono le agenzie di rating è uno dei più forti, in questo momento, nel contesto dei mercati finanziari; la responsabilità che questi soggetti hanno è di poter innescare eventi seriamente lesivi della stabilità del sistema finanziario.

Un ruolo rilevante nella propagazione degli effetti delle crisi sistemiche è da sempre ricoperto dal settore bancario. In particolare, quest'ultimo sembra essere esposto maggiormente al rischio descritto ed è più che mai importante analizzare come il fallimento di una banca determini quello delle altre, in caso di crisi sistemica. Innanzitutto, i canali di propagazione del rischio vengono distinti da Boran (2010) in: canale delle esposizioni dirette e canale informativo. Il primo rappresenta l'effetto domino innescato dal default di un'istituzione che si riflette negativamente nelle altre, principalmente a causa dell'elevato numero di connessioni che caratterizza il settore dell'attività bancaria. Il secondo, invece, si riferisce alla presenza di asimmetrie informative e all'interpretazione che hanno alcuni segnali sulle performance delle imprese. Quest'ultimo è spiegato dal modello di Diamond e Dybvig (1983) ed ha nel fenomeno della "corsa agli sportelli" (*bank run*) la sua espressione più famosa. Nel modello, le banche suddividono la clientela in soggetti "pazienti" o "impazienti" e in base a questa distinzione trattengono a riserva solo la parte di liquidità che secondo le proprie "aspettative" dovrà essere restituita ai clienti impazienti. Se non emergono situazioni di instabilità nei mercati, la banca avrà i soldi necessari per corrispondere parte della sua liquidità alla seconda categoria di clienti e, in ultimo, risulterà solvente. Tuttavia potrebbe accadere che uno shock macroeconomico di liquidità spinga anche i clienti pazienti a voler ritirare, anche anticipatamente, i fondi prestatati alla banca. La domanda di rimborsi, a questo punto, sarebbe troppo grande per un'impresa che comincerebbe piano piano a mostrare segnali di instabilità. I prestatori di fondi coglierebbero tali segnali e, per paura di arrivare troppo tardi e vedersi negare la possibilità di avere accesso ai propri soldi, comincerebbero a prelevare grossi quantitativi di denaro dagli sportelli, rispondendo anche alla necessità di imitare le azioni degli altri (*herding*). La paura e la mancanza di fiducia in una banca, che

potrebbe essere momentaneamente illiquida ma solida, porterebbe inesorabilmente al default della stessa. Il contagio potrebbe altresì intaccare la fiducia che altri prestatori di fondi hanno nei confronti di altri istituti di credito, spingendo nel baratro del fallimento anche altre banche (*bank panic*). Anche shock microeconomici possono essere la causa di contagi sistemici e di crisi finanziarie, come rilevato da Flannery (1996) con la definizione di “contagio banca per banca”, analizzando il comportamento individuale delle imprese di credito e i relativi sistemi di pagamento.

L’analisi del rischio sistemico nel contesto dell’attività bancaria avrà, nel seguito della trattazione, uno spazio molto ampio. Infatti, l’applicazione dei concetti di Acharya et al. (2010), che rappresentano le linee guida della mia tesi, verranno contestualizzati soprattutto nell’ambito del settore bancario europeo durante la crisi dell’Eurozona, proprio a riprova che queste aziende hanno rivestito un ruolo chiave in un evento sistemico del genere.

1.2 Rischio di mercato: definizione e misurazione

Le operazioni di investimento e negoziazione delle attività nei mercati finanziari sono caratterizzate da una profonda incertezza, che si traduce in un’esposizione al rischio rilevante per gli intermediari finanziari. Per le banche che assumono posizioni speculative in valute, obbligazioni o azioni, esiste la possibilità che i profitti realizzati nel corso del tempo vengano completamente annullati in poche ore.

Il rischio legato alle condizioni dei mercati in cui operano le banche e le altre imprese finanziarie è denominato “rischio di mercato” o “rischio di prezzo”. Più precisamente, la Banca d’Italia ha riportato nella circolare 263/2006 una definizione esatta di questo tipo di rischio.

“Il rischio di variazioni del valore di mercato di uno strumento o di un portafoglio di strumenti finanziari, dovuto a variazioni sfavorevoli ed impreviste dei mercati (prezzi azionari, tassi di interesse, tassi di cambio, e volatilità di tali variabili)”

Si noti come, anche in un contesto così formale, si fa riferimento al concetto di aleatorietà e di incertezza che caratterizzano il fenomeno.

Solitamente, il rischio di mercato è identificato solamente con i rischi inerenti al cosiddetto *trading book* (portafoglio di negoziazione), cioè l'insieme di posizioni assunte da una banche con un orizzonte temporale breve o brevissimo, al fine di conseguire un profitto dalla variazione dei prezzi di mercato. In realtà, esso riguarda anche le attività o passività finanziarie iscritte nei bilanci bancari che sono detenute esclusivamente per finalità d'investimento².

Aldilà delle definizioni formali, risulta evidente come l'elemento caratterizzante del rischio di mercato sia il prezzo dei titoli negoziati. A seconda della tipologia di prezzo cui si fa riferimento, si possono riconoscere cinque diverse categorie o espressioni di questo rischio³:

- Rischio di cambio: in questo caso, il valore di mercato di una posizione risente delle variazioni dei tassi di cambio; è il caso delle attività/passività finanziarie in valuta estera o di derivati il cui sottostante è un tasso di cambio;
- Rischio azionario: si fa riferimento a tutte quelle posizioni che sono sensibili al mutare delle condizioni dei mercati azionari (azioni, future su azioni, opzioni su azioni, ecc.);
- Rischio merci: quando il valore di mercato delle posizioni cambia in corrispondenza di una variazione dei prezzi delle commodity negoziate nei mercati (derivati su commodity o acquisti pronto contro termine);
- Rischio di interesse: in questo caso, il valore di mercato delle posizioni risente dell'andamento dei tassi di interesse, come accade per le obbligazioni, per *forward rate agreement*, *interest rate future*, *interest rate swap*, ecc;
- Rischio di volatilità: quando il valore di mercato delle posizioni è sensibile non al livello dei prezzi ma alle variazioni della volatilità di questi ultimi (è il caso

² Questa distinzione è coerente con la classificazione introdotta dalla direttiva CEE n. 93/6 e dal Comitato di Basilea dell'aprile 1993 ed è tuttora adottata dalla normativa vigente.

³ Si veda Resti e Sironi (2005).

delle opzioni, che possono talvolta essere valutate in relazione alla loro sensibilità alla volatilità dei prezzi del sottostante);

Una classificazione alternativa, molto utilizzato nell'ambito della valutazione dei rischi di molti prodotti derivati, si basa sulla tipologia dell'esposizione al rischio; in questo caso si parla di:

- Rischio delta (o di prezzo/tasso): in questo caso, si indica la variazione del valore di mercato di uno strumento rispetto alla variazione dei prezzi o dei tassi di mercato dell'attività sottostante;
- Rischio gamma (o convessità): si riferisce alla non-linearità che esiste tra la variazione del valore di mercato di un derivato e la corrispondente variazione di valore del sottostante;
- Rischio base (o correlazione): è dovuto alla variazione di prezzo di una posizione e la variazione di prezzo degli strumenti utilizzati per la copertura della posizione;
- Rischio rho (o di tasso di sconto): è causato da una variazione inaspettato del tasso di sconto utilizzato per attualizzare i flussi di cassa derivanti da una posizione;
- Rischio vega (o volatilità): come sopra, indica la variazione del valore di mercato di una posizione quando varia la volatilità del sottostante;
- Rischio theta (o di time decay): è il rischio connesso alle perdite che potrebbero realizzarsi con lo scorrere del tempo.

L'importanza dei metodi di rilevazioni delle categorie di rischio di mercato è via via cresciuta nel corso degli ultimi anni, principalmente in seguito a tre avvenimenti. Il primo è legato al processo sempre più ampio di *securitization* dei bilanci delle banche, che ha spinto a sostituire le attività illiquidi (come prestiti e mutui) con attività che possono essere negoziate virtualmente in qualsiasi momenti nei mercati secondari. Proprio a causa di questo fenomeno, è stata favorita la diffusione dei criteri di misurazione delle poste detenute al valore di mercato, cosiddetto *mark-to-market*. In secondo luogo, il progressivo aumento delle posizioni assunte dagli intermediari finanziari in titoli derivati ha spinto molte istituzioni a valutare questi strumenti in relazione alle condizioni di negoziazione sui mercati finanziari. Infine, il terzo

fenomeno riguarda la crescente diffusione dei nuovi standard contabili (ad esempio l'IFRS 39) che prevedono di iscrivere in bilancio molte poste, non più al loro costo storico, bensì al valore di mercato; in questo modo, è più facile evidenziare le perdite e i profitti relativi a una certa attività o passività finanziaria e rendere più visibili gli effetti del rischio di mercato.

Nel seguito della trattazione descriverò in sintesi l'evoluzione delle principali misure del rischio di mercato, evidenziando in particolare le più utilizzate nelle prassi della gestione dei rischio e quelle che verranno utilizzate nell'analisi empirica successiva.

1.2.1 Il Value at Risk

Per molto tempo, l'approccio alla misurazione del *market risk* di un'istituzione finanziaria si è basato sul valore nominale delle singole posizioni. L'esposizione al rischio veniva considerata direttamente proporzionale all'ammontare di questo valore. Nonostante fosse vastamente utilizzato, a causa principalmente del costo relativamente basso e dello scarso fabbisogno di informazioni (poiché il valore nominale non cambia nel tempo), si è fatta sentire sempre di più l'esigenza di avere una misura che andasse oltre i limiti che contraddistinguono questo metodo.

Infatti, quando si parla di misurare il rischio di mercato, sembra ormai un controsenso riferirsi al valore nominale delle posizioni. Se si considera un'istituzione che possiede una posizione rappresentata da 100 azioni della società A con valore nominale pari a 10€ , e altrettante azioni emesse dalla società B aventi lo stesso valore unitario, si potrebbe pensare di considerarle ugualmente rischiose. Tuttavia, questo metodo ignora del tutto il fatto che mentre il valore storico rimane inalterato, le condizioni di mercato correnti potrebbero aver rivalutato al rialzo il prezzo delle azioni di A, e viceversa. Senza contare che in questo modo, non è possibile prevenire efficacemente uno scenario di mercato futuro. Inoltre, il valore nominale non è capace di cogliere il diverso grado di sensibilità che hanno le diverse posizioni rispetto alle variazioni dei fattori di mercato. Ad esempio, si può pensare all'esposizione che hanno due posizioni nello stesso titolo, ma con scadenza diversa; è chiaro che una di esse risentirà maggiormente delle

variazioni del fattore critico durante la sua vita residua. Infine, il valore nominale non riesce a tenere in considerazione le condizioni di volatilità e di correlazione dei prezzi e i tassi di mercato. Visto che esistono mercati più volatili di altri, alcune posizioni saranno più esposte al rischio derivante da questo fattore di altre. Non incorporano una misura di variabilità, il valore nominale non riesce a catturare questo fenomeno nella variazione del valore delle posizioni.

Il bisogno di superare questi limiti ha spinto moltissime istituzioni finanziarie a sviluppare dei modelli che consentissero di misurare, confrontare e aggregare le misure dell'esposizione al rischio di mercato delle singole posizioni e dei portafogli aventi composizioni eterogenee. Una delle prime istituzioni ad utilizzare il cosiddetto "Valore a Rischio", o *VaR*, fu J.P. Morgan, che nel 1996 rese noto il suo modello *Riskmetrics* al pubblico.

Il *VaR* di una posizione o di un portafoglio di posizioni misura la massima perdita potenziale che l'istituzione finanziaria può subire, dato un intervallo di confidenza ed entro un predeterminato orizzonte temporale di valutazione. Matematicamente, il *VaR* viene ricavato dalla seguente equazione:

$$VaR = Pr(L > VaR) = 1 - c$$

Dove c è l'intervallo di confidenza scelto ed L è la perdita sull'orizzonte temporale scelto.

Il *VaR*, dunque, è una misura di tipo probabilistico, che varia a seconda delle ipotesi che si fanno in sede di valutazione, ovvero il livello di confidenza e l'orizzonte temporale. Infatti, questa misura indica qual è l'ammontare che una banca può perdere al massimo, quando si realizza un evento che ha probabilità $(1-q)$ di verificarsi. L'elemento più solido di questa misura è rappresentato dal fatto che può essere applicato a qualsiasi strumento finanziario o portafogli di strumenti e, inoltre, può essere utilizzato anche per derivare ulteriori misure di rischio (ad esempio la deviazione standard o l'Expected Shortfall). Proprio per la sua flessibilità e adattabilità alle diverse situazioni, simili modelli non consistono di una sola metodologia, quanto di una famiglia di approcci diversi che perseguono comunemente il raggiungimento di tre obiettivi fondamentali:

1. La definizione dei fattori di rischio che influenzano il valore delle posizioni di una banca e l'assegnazione a questi di una distribuzione di probabilità che consenta di rappresentarne l'evoluzione futura;
2. La costruzione di scenari diversi, a seconda della possibile evoluzione dei fattori di rischio associati ad una posizione, mediante il riconoscimento di un legame basato sul legame (mapping) tra i titoli in bilancio e i valori assunti dai fattori di rischio;
3. La sintesi delle caratteristiche più importanti delle distribuzioni di probabilità dei valori futuri assumibili dai portafogli detenuti in una o più misure di rischio comprensibili ed immediatamente fruibili dal management.

L'approccio sicuramente più utilizzato e famoso, all'interno di questa famiglia di modelli, è il cosiddetto metodo parametrico (o approccio varianze-covarianze). In pratica, esso si basa sull'ipotesi che le variazioni di valore dei fattori di rischio che influenzano le posizioni seguano una distribuzione normale. Di conseguenza, qualsiasi scenario dei valori futuri di questi fattori può essere sintetizzato mediante i parametri di una distribuzione Gaussiana. La matrice di varianze e covarianze dei fattori di rischio diventa lo strumento attraverso il quale è possibile ricavare le perdite di un portafoglio o delle singole posizioni al mutare delle condizioni dei fattori di mercato. In questo caso, il VaR viene calcolato semplicemente come un multiplo della deviazione standard delle perdite future. Solitamente, questo tipo di approccio è utilizzato per valutare i rischi relativi alle posizioni sul mercato azionario. Proprio in questo contesto, questo approccio è stato oggetto di alcune critiche: infatti, ipotizzando che i rendimenti dei fattori di rischio seguano una distribuzione normale, si trascura il fatto che le distribuzioni empiriche di tali fattori, invece, esibiscono code più spesso (questo fenomeno è conosciuto nella letteratura come *leptocurtosi*); inoltre, le variazioni dei prezzi degli strumenti finanziari non si distribuiscono in maniera perfettamente simmetrica (diversamente da quanto accade per la distribuzione normale) e si possono riscontrare, piuttosto, più osservazioni nell'estremo sinistro, ovvero perdite fortemente superiori alla media.

Un approccio alternativo, e altresì molto popolare nel risk management, si basa sulle cosiddette "tecniche di simulazione". La differenza principale tra questi due approcci

consiste nel fatto che non viene imposta una distribuzione specifica a priori delle possibili variazioni di valore dei fattori di mercato. Una possibilità è rappresentata dal fatto che si può utilizzare la distribuzione empirica registrata nei periodi passati per prevedere il valore futuro dei fattori di rischio, ipotizzando che essa rimanga stabile nel tempo. Questo tipo di metodologia viene chiamato simulazione storica. Una volta calcolate le variazioni di valore delle posizioni che corrispondono a ciascuna delle variazioni storiche dei fattori di mercato, queste vengono ordinate dalla minore alla maggiore⁴. Ottenuta la distribuzione cumulativa empirica in questo modo, essa viene “tagliata” in corrispondenza del percentile scelto, ovvero il parametro c dell’intervallo di confidenza scelto. Il valore ottenuto in questo modo rappresenta proprio il VaR della posizione o del portafoglio considerato, rispetto alla variazione dei fattori di rischio scelti. Alternativamente, si possono utilizzare i metodi di simulazione Monte Carlo per generare dati casuali della distribuzione dei fattori di rischio futura. In pratica, partendo dall’analisi dei dati storici, è possibile stimare i parametri che sono coerenti con la distribuzione empirica rilevata e ricavare il VaR attraverso un procedimento simile, per certi versi, a quello del metodo parametrico. La differenza consiste unicamente nel fatto che, mentre nel secondo, il Value at Risk è un multiplo della deviazione standard della distribuzione dei fattori di rischio, imposta che questa segua una normale, nel metodo delle simulazioni Monte Carlo non viene imposta nessuna distribuzione specifica e il VaR è un multiplo dei parametri derivati mediante dei processi di generazione di dati casuali, piuttosto che a partire dai dati storici. Inoltre, utilizzando un modello di simulazione, l’impatto dei possibili valori futuri dei fattori di mercato sulle perdite potenziali di un’istituzione finanziaria è quantificato attraverso la *full-valuation*, cioè il ricalcolo del valore di ogni attività o passività come funzione delle nuove condizioni di mercato. Non dovendo ricorrere a coefficienti di sensibilità lineari, è possibile rivalutare ogni volta, in maniera più precisa, il valore di tutte le posizioni nel portafoglio di una banca. Ovviamente, a fronte di numerosi pregi che caratterizzano questi metodi, moltissimi studiosi hanno rilevato dei limiti importanti nel loro utilizzo. Nel caso delle simulazioni storiche, i pregi più importanti sono che le misure che produce non richiedono di esplicitare alcuna ipotesi specifica circa la distribuzione dei fattori di

⁴ In altre parole, dalla massima perdita realizzata al massimo profitto.

rischio ed esse sono facilmente comprensibili e comunicabili. Mentre, le critiche poste si riferiscono soprattutto all'ipotesi di stabilità temporale (o stazionarietà) della distribuzione di probabilità della variazione dei fattori di mercato e al fatto che, essendo un modello che si basa su serie storiche spesso limitate, produce potenzialmente delle misure di *VaR* obsolete.

1.2.2 I limiti del VaR e l'Expected Shortfall

L'introduzione dei modelli basati sul calcolo del *VaR* ha migliorato sensibilmente la gestione dei rischi nelle istituzioni finanziarie di tutto il mondo. La varietà di approcci descritti dalla letteratura e dalle prassi delle grandi banche globali rappresentano una soluzione ai problemi pratici dell'attività di risk management. Così, se per esempio si dovesse valutare il rischio dell'attività di trading, l'approccio più appropriato sarebbe rappresentato dal metodo delle varianze-covarianze; diversamente, se una banca dovesse misurare l'esposizione di un portafoglio composto da opzioni che sono caratterizzate da un payoff non lineare, l'approccio dei modelli di *full-valuation* sarebbe il più adeguato. Non esiste, infatti, un metodo migliore in maniera assoluta degli altri, quanto piuttosto un metodo più efficace rispetto alle finalità che si vogliono perseguire.

I pregi di questi modelli sono legati soprattutto alle varie applicazioni che possono essere eseguite mediante l'utilizzo delle misure calcolate. Una di queste è l'utilizzo del *VaR* come un espediente per creare un "linguaggio comune" tra le diverse aree di un'istituzione finanziaria. Grazie a questa misura, che consente di esprimere il rischio di posizioni diverse in maniera confrontabile e aggregabile, si agevola sia la comunicazione orizzontale, cioè tra gli operatori che lavorano su desk diversi, sia quella verticale, ovvero tra le unità organizzative più basse e quelle al vertice della struttura. Inoltre, i modelli basati sul calcolo del *VaR* sono sempre di più apprezzati anche perché contribuiscono a fissare dei limiti all'operatività dei singoli desk. Infine, una terza e importante applicazione consiste nel calcolo di indici di redditività corretta per il rischio, basati sulle misure di *VaR* prodotte, di ciascuna unità organizzativa aziendale. Poiché questo modello produce una stima quantitativa del rischio associato ad una determinata posizione, e dunque del capitale necessario per coprire le perdite

potenziali, esso può essere utilizzato per monitorare le performance dei vari desk, da un punto di vista di redditività.

A fronte di questi importanti pregi, bisogna valutare anche alcune carenze che presentano questi modelli, che hanno favorito lo sviluppo di ulteriori misure di rischio alternative. In primo luogo, il VaR è una misura di tipo probabilistico e risponde alla domanda:

“qual è la massima perdita che potrebbe subire un soggetto entro un determinato periodo di tempo, se si ipotizza che gli eventi negativi accadano con una probabilità pari a $1-c$?”

Ciò che conta in questa misura è, dunque, la probabilità che si verifichi una perdita che ecceda il VaR ; in questo caso, però, il modello non fornisce alcuna informazione circa la dimensione di tale eccedenza. In secondo luogo, un importante limite di questi approcci è rappresentato dal mancato rispetto di una delle proprietà essenziali delle cosiddette “misure coerenti di rischio”: la subadditività. In un paper, Artzner et al. (1999) affrontano il problema di definire un set di assiomi fondamentali che devono essere soddisfatti dalle misure di rischio per poter essere definite “coerenti”. Il punto fondamentale è che, se si riconosce senza alcuno dubbio che un portafoglio di posizioni è più rischioso di un altro, allora questo deve sempre avere una misura di rischio più alta. Se una misura non ha tutte le caratteristiche definite dagli assiomi, ad esempio il VaR , si potrebbero produrre dei risultati paradossali. Nel dettaglio, se indichiamo con IP una partizione finita dell’evento certo, ovvero l’insieme a cui appartiene l’intervallo di confidenza scelto, si possono esprimere gli assiomi attraverso la seguente definizione matematica.

Sia L lo spazio lineare dei numeri aleatori definiti su IP . Un’applicazione ρ che va da L a \mathbb{R} è una misura coerente di rischio se e soltanto se soddisfa i seguenti assiomi:

- i) $\forall X \in L, \forall \alpha \in \mathbb{R}, \rho(X + \alpha r) = \rho(X) - \alpha$*
- ii) $\forall X \in L, \forall \lambda \geq 0, \rho(\lambda X) = \lambda \rho(X)$*
- iii) $\forall X, Y \in L, \text{ se } X \leq Y \text{ allora } \rho(X) \leq \rho(Y)$*
- iv) $\forall X, Y \in L, \rho(X + Y) \leq \rho(X) + \rho(Y)$*

In maniera più semplice, il primo assioma rappresenta l'invarianza nelle traslazioni, che assicura che aggiungendo una quantità αr di contante in un portafoglio si riduca il rischio calcolato del medesimo ammontare. Il secondo assioma, invece, descrive la proprietà dell'omogeneità positiva di grado uno; vale a dire che, se moltiplichiamo la nostra posizione per uno scalare λ , la misura di rischio sarà anch'essa un multiplo dello scalare scelto. La terza riga, invece, descrive la nota proprietà di monotonicità, che garantisce, da un punto di vista finanziario, che se le perdite di un portafoglio X sono minori del portafoglio Y , anche il rischio calcolato dovrà rispettare questa disuguaglianza. Infine, l'ultimo assioma definisce la proprietà di subadditività delle misure di rischio coerente. Con questo termine ci riferisce al fatto che il rischio di un portafoglio composto da più titoli non può essere maggiore della somma dei rischi delle singole posizioni. Questo assioma è molto importante se si analizza il contesto finanziario, poiché assicura che valga la legge della diversificazione di portafoglio. Infatti, il rischio di un portafoglio composto da titoli diversi deve necessariamente essere minore o uguale alla relativa misura di rischio applicata alle singole posizioni. Paradossalmente, può accadere che il VaR^5 possa produrre un risultato di questo tipo:

$$VaR(X + Y) > VaR(X) + VaR(Y)$$

Ciò accade tipicamente quando la distribuzione congiunta dei fattori di mercato è leptocurtica, cioè esibisce delle code più spesse rispetto ad una distribuzione normale.

Una soluzione ai problemi descritti precedentemente possono essere superati ricorrendo ad una misura di rischio denominata Expected Shortfall (ES). Questa, può essere descritta come il valore atteso delle perdite che sono superiori al VaR calcolato con un certo livello di confidenza.

$$ES = E[L | L > VaR]$$

In altre parole, la ES è una media condizionata che definisce l'ammontare atteso delle perdite che eccedono un certo valore del VaR . Diversamente da quest'ultimo, la perdita

⁵Fa eccezione il VaR calcolato imponendo che i fattori di mercato seguano una distribuzione Gaussiana. In questo caso, esso gode della proprietà di subadditività; questo elemento è forse il più importante pregio che riconoscono i sostenitori del VaR .

attesa rispetta la condizione di subadditività che caratterizza una misura coerente di rischio, così come definita da Artzner et al. (1999). Oltre che subadditiva, l'*ES* gode anche della proprietà di omogeneità di grado uno. Grazie a queste due caratteristiche l'*ES* è una funzione globalmente convessa rispetto a qualsiasi composizione di un portafoglio; questo fatto rende più facile utilizzare questa misura di rischio come criterio per la composizione di portafogli ottimi a rischio minimo⁶.

Specialmente per questo motivo, negli ultimi anni molti studiosi hanno prestato sempre più attenzione agli utilizzi dell'Expected Shortfall nel contesto della gestione del rischio. Infine, si noti che da un punto di vista economico, se il *VaR* rappresenta il capitale che è necessario conferire in un'istituzione finanziaria per limitare a $(1-c)$ la probabilità di fallimento, anche l'*ES* può essere interpretata in maniera suggestiva. In particolare, la differenza tra *ES* e *VaR* può essere vista come:

- Il valore atteso del costo che le autorità di vigilanza dovranno pagare per salvare la banca dal fallimento se il suo capitale non fosse sufficiente⁷;
- Il premio che un assicuratore neutrale al rischio potrebbe richiedere ad un'istituzione se questa volesse assicurarsi contro il rischio che le perdite siano superiori rispetto a un certo valore del *VaR*.

1.2.3 La Marginal Expected Shortfall

Per concludere questa sezione dell'elaborato, è utile prendere in considerazione un'applicazione dell'*ES* tra le istituzioni finanziarie, che contribuisce a creare un sistema di allocazione del capitale più efficiente. Spesso infatti, una struttura organizzativa molto grande, ad esempio una banca d'investimento che opera a livello globale, ha bisogno di conoscere qual è il contributo di ogni singola unità operativa alle

⁶ Per una trattazione completa dell'argomento si veda "Optimization of Conditional Value at Risk", Rockafellar e Uryasev (2000).

⁷ Questa caratteristica tornerà utile nel seguito della trattazione.

perdite totali. Per fare ciò, si decomponga il rendimento di una banca R nella somma dei rendimenti r_i di ogni singolo trading desk, in modo da far valere questa relazione:

$$R = \sum_i y_i r_i$$

Dove y rappresenta il peso (o contributo) che ogni unità i ha sul totale del rendimento dell'istituzione. Come si può notare, questa equazione ricorda il legame che esiste tra il rendimento di un portafoglio e i rendimenti relativi alle singole posizioni che lo compongono. In effetti, una banca può essere vista come un gigantesco portafoglio, composto di tantissime posizioni su prodotti finanziari diversi che sono state negoziate dalle varie unità operative. Dalla formula dell' ES di un portafoglio A , ad esempio su titoli azionari

$$ES_\alpha(A) = -\sum_i y_i E[r_i | R \leq -VaR_\alpha]$$

dove α indica l'intervallo di confidenza ($=1-c$), possiamo derivare tale espressione rispetto ai pesi di ciascun gruppo i :

$$\frac{\partial ES_\alpha}{\partial y_i} = -E[r_i | R \leq -VaR_\alpha] \equiv MES_\alpha^i$$

dove MES^i è la Marginal Expected Shortfall dell'unità i . Questa, in particolare, misura qual è il rischio marginale che il desk i aggiunge a quello globale di una banca. Inoltre, la MES è una media condizionata e viene calcolata dalle perdite dell'unità presa in considerazione, quando l'intera impresa sta realizzando scarse performance.

Questo indice risulterà molto importante, nel seguito della trattazione, per comprendere come è possibile stimare le perdite di un sistema finanziario. Brevemente, un sistema finanziario è costituito da un numero finito di istituzioni, esattamente come una struttura organizzativa, come una banca, è formata da diversi gruppi organizzativi. Se si decompone la perdita attesa sostenuta dal sistema durante un periodo di crisi, ovvero un evento che si verifica con probabilità α , si può misurare il contributo che ogni intermediario arreca al rischio globale del sistema, in termini di perdite marginali attese.

Conclusione

In questo capitolo mi sono soffermato sulle definizioni di rischio sistemico e di mercato, in modo da inquadrare nella maniera più completa possibile l'oggetto di studio di questo elaborato. Il rischio di mercato sistemico si riferisce ad una particolare forma di rischio sistemico, che è possibile catturare, come si avrà modo di mostrare nelle sezioni successive, mediante l'esposizione delle banche alle variazioni dei fattori di mercato. In particolare, l'obiettivo finale è quello di valutare l'impatto di un evento sistemico attraverso i modelli basati su una variante della Perdita Attesa Marginale. I fattori di rischio che si andranno ad analizzare nel *capitolo 3* sono i prezzi quotati delle banche europee, che ovviamente fanno riferimento ai rispettivi mercati di origine ed è con questo che si giustifica l'approccio utilizzato.

CAPITOLO II

I modelli di misurazione del rischio sistemico

Introduzione – 2.1 Misure macroeconomiche del rischio sistemico – 2.2 Misure di illiquidità – 2.3 La Contingent Claim Analysis – 2.3.1 La definizione del modello – 2.3.2 L'evidenza empirica – 2.4 Tail measures – 2.4.1 CoVaR – 2.4.1.1 La metodologia del CoVaR – 2.4.1.2 L'evidenza empirica – 2.4.2 Systemic Expected Shortfall – 2.4.2.1 Il modello economico – 2.4.2.2 Misurare il rischio sistemico – 2.4.2.3 L'evidenza empirica – 2.5 I modelli di network – 2.5.1 La definizione della causalità secondo Granger – 2.5.2 L'evidenza empirica - Conclusione

Introduzione

Il sistema finanziario è un'entità complessa da studiare, che si compone di numerose categorie eterogenee di attori, di legami, contrattuali e non, tra le istituzioni e di una serie di fattori esogeni che collegano gli altri settori dell'economia ai mercati finanziari. Misurare il rischio sistemico, in questo contesto, è un'operazione molto difficile. Infatti, proprio perché esistono diversi elementi che minacciano la stabilità del sistema finanziario, esistono altrettanti modelli che cercano di quantificare gli effetti di un evento sistemico a seconda delle diverse cause che lo provocano.

Numerosi tentativi sono stati compiuti per spiegare nella maniera più completa possibile le fonti e le conseguenze del rischio sistemico. Ad esempio, per molto tempo si è pensato che il rischio sistemico fosse un fenomeno che si sviluppava in maniera endogena all'interno del sistema finanziario, quasi fosse una risposta “fisiologica” agli squilibri nei mercati. La logica di questo approccio consiste nell'identificare quali sono le fasi del ciclo economico maggiormente esposte a una crisi sistemica e cercare di

implementare un modello predittivo che permetta di gestire gli effetti di un evento del genere. Viceversa, alcuni studiosi pensano che il rischio sistemico venga innescato da fattori esogeni ed imprevedibili al sistema finanziario. La relativa infrequenza di questi shock ed, inoltre, l'impossibilità di darne una chiara definizione contribuiscono a rendere le misurazioni ancora più complicate, poiché risulta quasi impossibile costruire una base empirica e statistica valida al fine di stabilire un modello generale. A tal proposito, Borio e Drehmann (2009) fanno notare che non esiste un consenso unanime riguardo al comportamento del sistema finanziario durante una crisi: poiché questo tipo di eventi accade con frequenza molto bassa nei centri finanziari più sviluppati, non è possibile riconoscere uno schema comune tra questi episodi né, tantomeno, riuscire a creare una misura che risulti affidabile e stabile nel tempo.

Per la trattazione di questo argomento in questa sezione dell'elaborato è stato indispensabile il lavoro di Bisias, Flood, Lo e Valvanis "A Survey of Systemic Risk Analytics", che contiene una rassegna molto approfondita degli approcci alla misurazione del rischio sistemico ad oggi utilizzati. Il capitolo presenta i modelli più rilevanti ed usati dai risk manager e dalle autorità di sorveglianza, includendo anche la teoria sulla "Systemic Expected Shortfall" di Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson, che rappresenta il caposaldo del seguente elaborato.

Infine, è interessante riportare l'opinione autorevole di Lars Peter Hansen, premio Nobel per l'economia nel 2013 e presidente del Macro Financial Modeling Group, riguardo la varietà di modelli per la misurazione del rischio sistemico. Identificare quali sono le misure che più di tutte producono risultati che ci aiutano a comprendere il legame tra i mercati finanziari e la macroeconomia è una questione aperta. Il fatto che il problema sia molto complesso, in qualche modo giustifica la presenza di diversi metodi proposti per risolverlo. Il punto è che un numero così vasto di approcci potrebbe non essere il modo migliore per comprendere la situazione. Infatti, le diverse misure sono supportate implicitamente da diverse assunzioni di base, ed è difficile vedere come l'insieme di queste fornisca un set di strumenti coerenti a disposizione dei *policy makers*. È inevitabile pensare che il fenomeno della comprensione totale del rischio sistemico sia al di là delle nostre capacità correnti.

2.1 Misure macroeconomiche del rischio sistemico

Per molto tempo, i modelli macroeconomici hanno avuto un ruolo rilevante nella letteratura sul rischio sistemico e sono stati la causa originaria della nascita di gruppi di lavoro e di ricerca appositamente concepiti, come il Macro Financial Modeling Group. Questo perché l'instabilità dei mercati finanziari ha da sempre suscitato uno spiccato interesse da parte delle istituzioni, anche nei casi in cui gli eventi sistemici che si sono verificati sono stati una risposta "fisiologica" alle mutazioni economiche.

La logica di questa categoria di modelli è di misurare il rischio sistemico in relazioni agli effetti che una crisi del sistema finanziario ha sugli aggregati macroeconomici descritti dai principali modelli di politica economica e monetaria. È abbastanza evidente, infatti, come una crisi finanziaria possa coinvolgere facilmente anche altri aspetti dell'economia di un paese o di un continente. Il legame principale, quindi, è tra le istituzioni finanziarie, intese come un aggregato macroeconomico, e le altre variabili dei modelli più famosi, come il livello del PIL, del debito pubblico o il tasso di inflazione.

Uno dei modelli più famosi è quello proposto da Reinhart e Rogoff (2009), che hanno esaminato i grandi aggregati macroeconomici, come svariati indici di prezzi (del settore azionario, real estate, ecc.), il tasso di crescita del PIL e il livello di debito pubblico. I risultati presentati mirano a sottolineare che esistono degli schemi persistenti nelle dinamiche con le quali si sviluppano alcuni eventi sistemici. Di conseguenza, è possibile ideare delle prassi di politiche economiche o monetarie, in maniera da controllare e aggiustare quegli squilibri momentanei che si ripresentano in maniera periodica durante le crisi.

Diverso è l'approccio di *policy* della regolamentazione macroprudenziale, che si propone come controparte naturale del monitoraggio del rischio macroeconomico. In particolare, Borio (2010) ha definito un framework macroprudenziale come un sistema di vigilanza e supervisione sul settore finanziario con struttura *top-down*, ovvero che non viene progettata partendo dal monitoraggio delle singole istituzioni per arrivare ad avere uno schema generale. Inoltre, Borio afferma che il rischio sistemico dovrebbe essere misurato in relazione al tipo di evoluzione che si sta studiando. Infatti, il rischio

può estendersi in una dimensione temporale, manifestandosi tramite episodi di prociclicità, e in una dimensione trasversale, colpendo le interconnessioni tra le banche e le esposizioni comuni. La misurazione più appropriata per il primo caso è rappresentato dai cosiddetti “*early warnings*”, o sistemi di allarme preventivo, e dagli indicatori previsionali del ciclo economico; nel caso di estensione *cross-section*, le misure più appropriate sono quelle che tengono conto dell’esposizione individuale e del contributo marginale al rischio.

Ovviamente, riuscire a mediare tra la generalità di un modello e la sua specificità fa parte di un trade-off intrinseco in queste misure, che contribuisce a creare maggiore varietà negli approcci utilizzati dagli agenti.

2.2 Misure di illiquidità

Esistono da molto tempo una serie di prassi, nel risk management, nella quale ci si concentra sullo stato di “salute” delle imprese e del sistema finanziario. Più precisamente, un metodo per misurare il rischio sistemico può essere quello di determinare come la struttura delle attività e delle passività delle istituzioni finanziarie le esponga al rischio di liquidità durante una crisi finanziaria e di osservare come questi episodi di stress si propaghino in un sistema.

Molte delle decisioni prese dagli agenti economici scaturiscono da un problema di ottimo vincolato; vincoli rilevanti durante un periodo di turbolenza finanziaria possono essere gravemente limitanti per le istituzioni finanziarie. Queste limitazioni alle strategie delle imprese possono segnalare in anticipo quali saranno le risposte dei partecipanti a un sistema. Uno degli esempi più importanti è la trasformazione delle scadenze operata da molti intermediari bancari, che prendono in prestito fondi a breve termine per investire il denaro in asset a lungo termine. Questa operazione, che è intrinseca e fondamentale per molte istituzioni finanziarie, le espone significativamente al rischio di liquidità. Durante un periodo di stress finanziario, i prestatori di fondi potrebbero negare l’afflusso di denaro a una banca: ad esempio, i clienti potrebbero ritirare i propri depositi o i grossi prestatori di fondi, come la Fed o la BCE, potrebbero

rifiutarsi di rinnovare i prestiti a breve termine (ad esempio i Repo) concessi precedentemente. A quel punto, un intermediario dovrebbe scegliere se finanziarsi attingendo ad altre fonti o vendere parte dei propri asset sul mercato per aumentare le proprie scorte di liquidità. Purtroppo, diversamente da quanto accade nei periodi di normale attività finanziaria, durante una crisi una banca potrebbe turbare le condizioni del mercato mediante la vendita di un'ingente quantità di asset. Questo fenomeno, conosciuto nella letteratura come *market liquidity risk*, ha tre espressioni molto importanti:

- La modifica del bid-ask spread, poiché liquidare o investire in grosse quantità di uno stesso strumento finanziario spinge i market maker a richiedere somme più alte per vendere quello stesso asset o somme più basse accettando di acquistarlo;
- la modifica del grado di profondità del mercato, poiché nei momenti in cui esiste già una grande quantità di titoli in circolazione le controparti di un'istituzione potrebbero non essere interessate a comprare o vendere un certo strumento finanziario;
- la modifica della *market resiliency*, che si riferisce alla velocità con cui il prezzo di un certo asset finanziario che ha subito uno shock ritorni al suo valore di equilibrio.

A questo elemento va aggiunto anche il comportamento di *herding* che gli intermediari esibiscono durante un evento di crisi: la volontà da parte delle istituzioni più piccole di imitare quelle più grandi deriva dalla sostanziale asimmetria informativa di queste categorie; inoltre, durante episodi di crisi finanziaria, il comportamento imitativo scaturisce dalla paura che l'instabilità dei mercati non si plachi e spinge molti operatori a salvare il salvabile, trattando le perdite un po' come dei costi sommersi. Detto ciò, è facile capire il legame che esiste tra il rischio di liquidità a cui sono esposte molte istituzioni finanziarie e il rischio sistemico globale. Una banca che dovesse affrontare una crisi individuale, in un contesto finanziario già sotto stress, sarebbe costretta a liquidare parte delle proprie attività sul mercato. Se queste ultime dovessero essere state vendute da altri operatori, la banca faticherebbe non solo a trovare una controparte interessata ma, nel caso ci riuscisse, sarebbe costretta ad accettare una somma più bassa per quegli strumenti finanziari. Infine, se i fondi recuperati durante il periodo di

emergenza non dovessero bastare, un'istituzione finanziaria potrebbe incorrere nel fallimento perché non riuscirebbe a tener fede agli impegni presi precedentemente; il fallimento in questo contesto non sarebbe affatto isolato, poiché innescherebbe una catena di eventi a livello sistemico. Ad esempio, altre istituzioni finanziarie potrebbero avere in bilancio un'ingente quantità di titoli rilasciata dalla banca che sta fallendo ed esse si ritroverebbero nella stessa situazione compromettente della banca in default. Questo fenomeno, chiamato spirale della liquidità, rappresenta una forma di escalation sistemica basata sul rischio di liquidità.

Spinte dagli eventi verificatisi negli ultimi anni nei settori finanziari di tutto il mondo, le Autorità di Vigilanza hanno sempre di più inquadrato il fenomeno del rischio di liquidità all'interno di un framework regolamentare. Nel settembre 2008, il Comitato di Basilea ha definito una serie di linee guida e strumenti per il monitoraggio e la gestione di questo rischio mediante il documento tecnico "Principles for Sound Liquidity Risk Management and Supervision". Inoltre, nel dicembre 2010, il quadro regolamentare è stato arricchito mediante il documento "Basel III: International framework for Liquidity Risk Measurement, Standards and Monitoring", in cui sono stati introdotti due indicatori di liquidità per le imprese:

- **Liquidity Coverage Ratio (LCR):** ha come obiettivo primario quello di garantire che gli intermediari finanziari dispongano di attività liquide di alta qualità non vincolate, in uno scenario di stress di liquidità di 30 giorni circa;

$$LCR = \frac{\text{stock of high quality liquid assets (HQLA)}}{\text{Net cash outflows over a 30-day time period (NCO)}} \geq 100\%$$

- **Net Stable Funding Ratio (NSFR):** garantisce che le attività a lungo termine di una banca siano finanziate da un importo sufficiente di passività stabili; in questo modo, si incoraggiano le istituzioni finanziarie a non ricorrere eccessivamente alla raccolta di fondi all'ingrosso nei periodi di abbondante liquidità di mercato.

$$NSFR = \frac{\text{available amount of stable funding (ASF)}}{\text{required amount of stable funding (RSF)}} > 100\%$$

Limitando il rischio di liquidità delle singole istituzioni finanziarie si può contribuire a prevenire, in parte, gli eventi sistemici; tuttavia, bisogna tenere conto che non ci si può basare solo su questo tipo di logica per progettare un sistema di misurazione efficace del rischio sistemico. Infatti, le metodologie che misurano questo tipo di rischi sono, a oggi, ad uno stato piuttosto embrionale. Inoltre, come fanno notare Metz e Neu (2006), il rischio di liquidità appare per certi versi come un fenomeno “conseguenziale” a situazioni avverse provocate da altri tipi di rischio. L’interconnessione tra i diversi tipi di rischi è un argomento molto delicato che esula dalla trattazione di questo elaborato. In questa sede, però, è utile segnalare che proprio per la difficoltà di definire e misurare il rischio di liquidità e, di conseguenza, i risvolti sistemici di questo fenomeno, vi è il pericolo che le misure proposte inviino al top management delle banche segnali falsamente tranquillizzanti, poiché basati su un set di ipotesi inadeguato a rappresentare il comportamento degli agenti del settore finanziario durante le fasi di particolare tensione.

2.3 La Contingent Claim Analysis

Nel loro lavoro di ricerca, Gray e Jobst (2011) utilizzano un approccio piuttosto diffuso nella prassi del risk management conosciuto come Contingent Claim Analysis (CCA). La loro proposta consiste nel misurare il rischio sistemico utilizzando le perdite attese implicite nei dati di mercato di un’istituzione finanziaria. Questo modello è un’applicazione della teoria di pricing delle opzioni alla valutazione delle imprese finanziarie. Ipotizzando che il valore di mercato degli asset possa essere spiegato da un processo stocastico sottostante, l’equity è rappresentato da un’opzione call che dà il diritto agli azionisti di acquisire gli asset bancari, mentre il debito può essere assimilato ad un’opzione put che permette ai creditori di una banca di vendere le attività di un’istituzione finanziaria in caso di fallimento.

Gli autori presentano diversi esempi in cui utilizzano la CCA per misurare il rischio sistemico di alcuni settori dell'economia, incluso il settore delle imprese pubbliche. Nelle loro applicazioni, gli studiosi utilizzano essenzialmente informazioni di bilancio e dati di mercato, combinandoli usando un approccio basato sulle "aspettative di mercato".

Basandosi su un campione di 36 istituzioni finanziarie, essi hanno introdotto una misura di rischio sistemico basata sull'impatto che, un potenziale supporto del governo alle perdite relative ai debiti insoluti contratti dalle banche, può avere nell'economia di un paese. Questo approccio non quantifica soltanto il rischio che viene trasferito dalle banche al governo, ma aiuta ad identificare il contributo marginale di ciascuna istituzione finanziaria al rischio globale.

2.3.1 La definizione del modello

La CCA si ispira al famoso modello proposto da Merton (1973), che è stato il primo economista ad utilizzare la teoria del pricing delle opzioni per misurare il rischio nelle imprese finanziarie. L'approccio mira ad aggiustare le voci di bilancio correggendole per il rischio, partendo dalla considerazione che in ogni istante il valore di mercato degli asset (A_t) di una banca è uguale alla somma dei valori di mercato dell'equity (E_t) e del debito (D_t).

$$A_t = D_t + E_t$$

Si noti che il valore di mercato del debito D è diverso dal valore nominale B da corrispondere alla scadenza T . Per valutare l'opzione put incorporata nel prezzo del debito, è necessario stimare il valore di mercato degli asset e la volatilità di quest'ultimo; una prassi tutt'altro che facile poiché non è possibile osservare direttamente tali variabili. Al contrario, il valore di mercato dell'equity e la sua volatilità sono facilmente reperibili.

Per risolvere questo problema, gli autori utilizzano le formule di Black-Scholes-Merton usate per la determinazione del prezzo delle opzioni:

$$\frac{dA_t}{A_t} = rdt + \sigma_A dZ_t$$

dove r è il rendimento privo di rischio (risk-free rate), A_t e σ_A sono il valore dell'attivo e la sua volatilità e Z_t è un moto geometrico Browniano standard. Dato questo modello di pricing, il valore di mercato dell'equity può essere dedotto calcolando il valore dell'opzione call incorporata come segue:

$$E_t = A_t \phi(d_1) - B \exp(-r(T-t)) \phi(d_2)$$

$$d_1 = \frac{\ln(A_t/B) + (r + \sigma_A^2/2)(T-t)}{\sigma_A \sqrt{T-t}}$$

$$d_2 = d_1 - \sigma_A \sqrt{T-t}$$

Dove $\phi(\bullet)$ rappresenta la funzione di distribuzione cumulativa di una normale standard. Infine, data la seguente relazione

$$E_t \sigma_E = A_t \sigma_A \phi(d_1)$$

è possibile calcolare, tramite dei processi iterativi, le incognite A_t e σ_A . Una volta determinati questi parametri, il valore delle passività può essere misurato come la differenza tra il valore del debito in assenza di rischio e il valore atteso delle perdite dovute al default della banca. Questo valore è uguale al prezzo di un'opzione put il cui sottostante è rappresentato dal valore di mercato degli asset dell'istituzione:

$$D_t = B \exp(-r(T-t)) - P_E(t)$$

$$P_E(t) = B \exp(-r(T-t)) \phi(-d_2) - A_t \phi(-d_1)$$

Il prezzo dell'opzione put, implicita nei prezzi del mercato azionario e nelle informazioni di bilancio, può essere combinata ai dati del mercato dei Credit Default Swap. Se è vera l'ipotesi che molti sostengono, ovvero che le garanzie prestate dal

governo, in caso di fallimento, non influenzano il valore dell'equity, gli spread dei CDS dovrebbero catturare solo le potenziali perdite attese che l'istituzione dovrebbe sostenere, al netto dei supporti statali. Partendo da questa ipotesi, si calcola il prezzo dell'opzione put scritta sui CDS come segue:

$$P_{CDS}(t) = \left(1 - \exp\left(-\left(\text{spread}_{CDS}(t)/10000\right)(B/D(t)-1)(T-t)\right)\right) B e^{-r(T-t)}$$

Dato il prezzo del derivato, si può determinare la frazione

$$\alpha(t) = 1 - P_{CDS}(t)/P_E(t)$$

della perdita totale dovuta al default di un'impresa coperta dalle garanzie implicite del governo. Queste deprimono gli spread dei CDS sotto al livello che segnalerebbe il rischio di default, già implicito nell'opzione put. In altre parole, $\alpha(t)P_E(t)$ è la frazione del rischio di default, implicita nell'opzione, che è coperta dal sistema di garanzie e $(1-\alpha(t))P_E(t)$ è la frazione che, invece, viene mantenuta dall'istituzione e si riflette sugli spread dei CDS. Utilizzando queste equazioni si può calcolare una misura di rischio sistemico che rappresenta le perdite totali sostenute dal governo durante una crisi sistemica. Essa è pari alla somma delle garanzie prestate alle n istituzioni del campione:

$$\sum_{i=1}^n \alpha^i(t) P_E^i(t)$$

che il governo dovrà investire per mantenere fede al proprio impegno.

2.3.2 L'evidenza empirica

Gli autori analizzano un campione di 36 istituzioni finanziarie tra banche commerciali, investment banks, società assicurative e Special Purpose Vehicles (SPV), in un periodo compreso tra Gennaio 2007 e Gennaio 2010. I dati utilizzati sono, ovviamente, relativi alle opzioni scritte sull'equity di ciascuna istituzione e, inoltre, le informazioni riguardanti il valore contabile delle passività delle società.

La scoperta principale degli autori consiste nell'aver identificato l'entità dei supporti governativi al settore finanziario, via via sempre più grande, che risulta dall'enorme divario tra il rischio implicito nell'equity delle banche e il rischio implicito nelle opzioni put scritte sui Credit Default Swap.

Inoltre, dall'analisi del campione durante il periodo della crisi del 2009, si è scoperto che le perdite attese totali, calcolate come la somma di $P_E(t)$ tra tutte le istituzioni finanziarie, sono state più alte nel periodo compreso tra il fallimento di Lehman Brothers (Settembre 2008) e il Luglio 2009. Il picco più alto è stato raggiunto quando, nel Marzo 2009, queste perdite hanno raggiunto l'1% del GDP degli Stati Uniti. Si dimostra che nella fase peggiore della crisi, più della metà delle perdite totali attese, calcolate mediante l'approccio CCA, sarebbero potute essere trasferite al governo prima dell'evento del default di molti istituti finanziari, investendo lo 0,5% del GDP.

2.4 Tail Measures

Un'ulteriore famiglia di misure del rischio sistemico proposta nella letteratura prende il nome di "Tail Measures". Gli approcci che rientrano in questa categoria hanno in comune il fatto di calcolare il rischio sistemico tramite misure che catturino la co-dipendenza nelle code delle variabili di rischio, ad esempio i rendimenti dell'equity di due istituzioni finanziarie. Due esempi autorevoli di questo tipo di approccio sono rappresentati dai lavori di Adrian e Brunnermeier (2008) e Brwonless e Engle (2011). Queste misure sono chiamate spesso anche "Cross-Sectional", per sottolineare come queste mirino ad esaminare la dipendenza di un'istituzione finanziaria dallo stato di "salute" delle altre, in maniera trasversale.

Riconoscere e misurare la dipendenza tra le code di due diverse distribuzioni è particolarmente gravoso, soprattutto a causa della limitatezza dei dati storici. Innanzitutto, le serie storiche disponibili contengono un numero piuttosto limitato di valori estremi assimilabili a crisi sistemiche. Inoltre, la co-dipendenza aiuta ad identificare i grossi shock aggregati nelle economie ma, in effetti, essi vengono trattati

come un unico conglomerato. Sapere in che modo cambia il meccanismo di trasmissione di un disturbo agli aggregati macroeconomici, a seconda della fonte dalla quale esso proviene, è cruciale per ideare le risposte di politica economica più efficaci. Un tentativo di conciliare una misura di rischio sistemico, che sia, allo stesso tempo, pragmaticamente rilevante e utilizzabile come input di un modello economico, è stato compiuto da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson nel loro paper (2010). La loro ricerca, basata su una misura denominata *marginal expected shortfall*, serve tutt'oggi a nutrire un database online⁸, regolarmente aggiornato, che monitora il rischio sistemico delle principali istituzioni finanziarie del mondo (SIFI)⁹.

Purtroppo, moltissimi dei modelli che fanno parte di questa categoria possono essere implementati a condizione che siano disponibili i dati azionari delle istituzioni finanziarie. In questo modo, viene tralasciato il cosiddetto settore dello “*shadow banking*”, che contiene settori e gruppi di imprese che non sono quotate nelle borse mondiali, ma che rappresentano una fonte rilevante di rischio sistemico. Il punto critico è che, se la regolamentazione venisse indirizzata alle sole istituzioni quotate, il monitoraggio delle SIFI sarebbe appropriato allo scopo. Di fatto, però, le politiche economiche che hanno una portata sistemica coinvolgono necessariamente anche quelle banche non quotate che, contraddittoriamente, non sono inserite nei calcoli per determinare il rischio.

2.4.1 CoVaR

L'approccio proposto da Adrian e Brunnermeier (2010) consiste nel misurare il rischio sistemico attraverso il Value at Risk (*VaR*) del sistema finanziario, condizionato all'evento che le altre istituzioni finanziarie siano sotto stress (*CoVaR*). La differenza tra il *CoVaR* del sistema finanziario calcolato nell'evento in cui un'istituzione stia attraversando un periodo di stress, e il *CoVaR* condizionato a un periodo di “normale” attività di una banca, $\Delta CoVaR$, cattura il contributo marginale di una particolare impresa

⁸ <http://vlab.stern.nyu.edu/>

⁹ Systemically Important Financial Institutions

finanziaria al rischio sistemico globale. L'enfasi sul prefisso *co*, che sta contemporaneamente per condizionale, contagio e comovimento, serve a sottolineare la natura sistemica della misura proposta dagli autori.

Esistono diversi vantaggi nell'usare il $\Delta CoVaR$ come misura di rischio sistemico. In primo luogo, $\Delta CoVaR$ si concentra sul contributo che ogni singola istituzione finanziaria apporta al rischio globale di un sistema, a differenza delle misure di rischio tradizionali che calcolano unicamente il rischio individuale di un'entità. Il fatto di misurare un'esposizione al rischio in maniera isolata può condurre a un'eccessiva *risk-taking* da parte delle istituzioni finanziarie, ignorando di fatto i segnali che precedono una crisi sistemica. Per notare questo effetto in maniera più esplicita, si considerino due istituzioni, A e B, che hanno lo stesso VaR ; per l'istituzione A il $\Delta CoVaR=0$, mentre l'istituzione B ha un $\Delta CoVaR$ più grande (in valore assoluto). Unicamente sulla base dei loro VaR , entrambe le istituzioni apparirebbero ugualmente rischiose. Tuttavia, l'elevato $\Delta CoVaR$ dell'istituzione B indica che essa contribuisce di più al rischio del sistema. Dal momento che il rischio di sistema potrebbe generare un premio per i rendimenti, l'istituzione B potrebbe offuscare l'istituzione A in termini di performance azionarie. Il mercato, a quel punto, spingerebbe al rialzo i rendimenti di A, sopravvalutando di fatto il titolo. Un sistema di regole più severo per B, ad esempio che tenga conto del contributo al rischio dell'istituzione al mercato, garantirebbe che questi fenomeni non si verificano.

In secondo luogo, utilizzando una misura di “*co-rischio*” è possibile misurare l'entità delle esternalità negative che la crisi di un'istituzione finanziaria genera nelle altre. Ad esempio, $\Delta CoVaR^{ji}$ cattura l'aumento del rischio dell'istituzione j quando l'istituzione i attraversa un periodo di stress, ovvero il contagio della prima causato dalla crisi della seconda. Chiaramente, può succedere che il peggioramento delle condizioni di i generi un aumento del rischio per j , e non il contrario. Per questo motivo, $\Delta CoVaR^{ji}$ e $\Delta CoVaR^{ij}$ non sono necessariamente uguali.

Gli autori dimostrano, nel loro paper, che $CoVaR$ è capace di catturare il rischio di un sistema calcolando il rischio individuale delle istituzioni “sistemicamente rilevanti”.

Queste ultime sono talmente interconnesse e grandi¹⁰ da riuscire a provocare delle ripercussioni negative sulle altre imprese grandi a causa del loro fallimento, e sulle istituzioni più piccole, che risultano “sistemiche” per via del loro comportamento imitativo (*herding*). Il *CoVaR*, inoltre, è una misura di rischio che non si basa sui movimenti di mercato contemporanei ad una crisi, quanto sulle caratteristiche delle singole istituzioni finanziarie; per questo motivo, questa misura è capace di prevedere una crisi sistemica anche nei periodi di boom finanziari.

2.4.1.1 La metodologia del CoVaR

La misura di rischio introdotta dagli autori è un'estensione del *VaR* tradizionale che viene calcolato, per un'impresa i e con un livello di significatività q , come:

$$\Pr(X^i \leq VaR_q^i) = q$$

Dove X^i è la variabile che rappresenta il rendimento di mercato degli asset finanziari dell'istituzione i . Il *CoVaR* è, invece, il *VaR* dell'istituzione j (o il sistema finanziario) condizionato all'evento che i rendimenti dell'istituzione i siano uguali al suo *VaR*. Matematicamente, il *CoVaR* è definito implicitamente dal q -quantile della distribuzione di probabilità condizionata definita in questo modo:

$$\Pr(X^j \leq CoVaR_q^{ji} | X^i = VaR_q^i) = q$$

Infine, il contributo al rischio dell'istituzione i apportato all'entità j è definito come:

$$\Delta CoVaR_q^{ji} = CoVaR_q^{ji} - CoVaR_{50\%}^{ji}$$

¹⁰ Questo modello descrive, in pratica, gli effetti dei fenomeni “too interconnected to fail” e “too big to fail”.

Dove $CoVaR_{50\%}^{ji}$ indica il VaR dell'istituzione i quando i rendimenti dell'istituzione j sono nel loro valore mediano, ovvero il cinquantesimo percentile.

Nonostante le potenzialità della misura sono tali da garantire una misura di contributo al rischio per ogni istituzione i e ogni altra istituzione j , gli autori si concentrano sul caso in cui $j=sistema$. Di conseguenza, la misura $\Delta CoVaR^{ji}$ è la differenza tra il VaR del sistema finanziario condizionato all'evento in cui un'istituzione finanziaria sta attraversando un periodo di stress, e il VaR del sistema finanziario quando il rendimento di un'istituzione i è uguale al valore mediano della distribuzione. In altre parole, $\Delta CoVaR^{ji}$ rappresenta il contributo al rischio della banca i al rischio sistemico globale.

La variabile su cui gli autori si sono concentrati per il calcolo del VaR e $CoVaR$ sono i tassi di crescita del valore di mercato degli asset finanziari delle istituzioni del campione. Formalmente, posto ME_t^i il valore di mercato dell'equity di una banca i , e LEV_t^i il rapporto tra gli asset e l'equity della stessa, si può calcolare il tasso di crescita del valore di mercato degli asset di un'impresa i , X_t^i , come:

$$X_t^i = \frac{ME_t^i \cdot LEV_t^i - ME_{t-1}^i \cdot LEV_{t-1}^i}{ME_t^i \cdot LEV_t^i} = \frac{A_t^i - A_{t-1}^i}{A_t^i}$$

L'approccio utilizzato dagli autori consiste, essenzialmente, nel trasformare il valore di bilancio degli asset nel loro valore di mercato applicando il market-to-book equity ratio.

Per catturare la variazione nel tempo della distribuzione di probabilità congiunta di X^i e $X^{j=sistema}$, la distribuzione condizionata è stimata come una funzione delle variabili di stato. Le seguenti regressioni quantili sono state eseguite su dati settimanali:

$$X_t^i = \alpha^i + \gamma^i M_{t-1}^i + \varepsilon_t^i$$

$$X_t^{sistema} = \alpha^{sistema|i} + \beta^{sistema|i} X_t^i + \gamma^{sistema|i} M_{t-1}^i + \varepsilon_t^{sistema|i}$$

dove M_t rappresenta il vettore delle variabili di stato scelto dagli autori, che comprende:

- VIX, un indice che cattura la volatilità implicita nel mercato azionario riportato dalla Chicago Board Options Exchange
- Uno spread di liquidità a breve termine, definito come la differenza tra il tasso repo a 3 mesi e il tasso a 3 mesi dei T-bill, che misura il rischio di liquidità
- La differenza settimanale nei tassi dei titoli di stato americani a 3 mesi
- Una variabile che tiene conto del cambiamento della pendenza della *yield curve*, ottenuta mediante la differenza tra il tasso a 10 anni e il tasso a 3 mesi dei titoli sovrani degli USA
- La differenza trimestrale nei credit spread tra le obbligazioni del Tesoro con rating BAA
- I rendimenti settimanali del mercato azionario derivati dal CRSP
- Il rendimento settimanale in eccesso del settore real estate rispetto al rendimento di mercato.

Usando il modello di regressione presentato, gli autori hanno potuto generare i valori predetti per ottenere

$$VaR_t^i(q) = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\gamma}_q^i M_{t-1}$$

$$CoVaR_t^i(q) = \hat{\alpha}^{sistemali} + \hat{\beta}^{sistemali} VaR_t^i(q) + \hat{\gamma}^{sistemali} M_{t-1}$$

e, infine, calcolare $\Delta CoVaR_t^i$ per ogni istituzione finanziaria

$$\Delta CoVaR_t^i(q) = CoVaR_t^i(q) - CoVaR_t^i(50\%) = \hat{\beta}^{sistemali} (VaR_t^i(q) - VaR_t^i(50\%))$$

Per ottenere una misura di rischio sistemico il più possibile completa, gli autori hanno calcolato $\Delta CoVaR_t^i$ per il primo e il quinto percentile della distribuzione dei tassi di crescita degli asset di ciascuna banca.

2.4.1.2 L'evidenza empirica

Le istituzioni finanziarie alle quali gli autori hanno applicato il loro stimatore *CoVaR* fanno parte di quattro settori diversi: banche commerciali, investment banks, società assicurative e società di real estate. Il campione utilizzato consiste di dati trimestrali dal 1986 al 2010, comprendendo tre recessioni nell'economia reale (1991, 2001 e 2009) e svariate crisi finanziarie (1987, 1998, 2000 e 2008). In particolare, sono state selezionate le istituzioni finanziarie appartenenti al database CRSP aventi codice SIC tra 60 e 67 incluso.

Ciò che hanno dedotto gli autori, calcolando il *VaR* e il *CoVaR* delle istituzioni scelte, è che esiste un legame molto debole tra queste due misure di rischio. Ne segue che, imponendo una regolamentazione sul settore finanziario esclusivamente basata sul calcolo del rischio tramite il *VaR*, potrebbe non essere abbastanza per scongiurare una crisi del sistema nel suo complesso.

La proposta di Adrian e Brunnermeier è di creare un legame tra la regolamentazione finanziaria e il $\Delta CoVaR$, identificando quali sono le caratteristiche delle istituzioni finanziarie che ne influenzano il livello. Dopo aver eseguito una serie di regressioni, in cui $\Delta CoVaR$ rappresenta la variabile dipendente, gli autori hanno scoperto che le imprese più grandi, con un grado di leva finanziaria maggiore e un *mismatch* delle scadenze maggiore, sono quelle a cui è associato un contributo al rischio sistemico maggiore.

Inoltre, utilizzando le ultime informazioni e dati disponibili all'epoca della pubblicazione, gli autori hanno stimato una previsione del "forward $\Delta CoVaR$ " due anni

nel futuro, sottolineando quanto quest'ultimo sia negativamente correlato con la variabile $\Delta CoVaR$ calcolata sui dati più vecchi. Questa proprietà potrebbe rappresentare il legame tra le politiche macroprudenziali e l'utilizzo di misure di rischio basate su dati aggiornati frequentemente. Infatti, moltissime “*tail risk measures*”, ovvero le misure che vengono calcolate nelle code delle distribuzioni di un fattore di rischio, si basano sui pochi dati relativi ad eventi estremi. In contrasto, misurare le caratteristiche delle imprese in modo frequente, e incorporare queste ultime in una misura “*forward looking*” facilmente aggiornabile, risulta essere un esercizio più efficace per la misurazione del rischio sistemico. Inoltre, questo approccio permette di avere una misura di rischio contro-ciclica. Il rischio sistemico, in effetti, è rilevabile prima che una crisi finanziaria si manifesti; un regolatore, che si basa solo sui dati correnti, finirebbe per amplificare l'entità degli impatti in seguito a uno shock negativo e, specularmente, amplificare gli effetti positivi di un'espansione economica. In altre parole, le misure di rischio agiscono spesso in maniera pro-ciclica, aggravando gli effetti di una crisi sistemica. Questo non accade, secondo gli autori, se si utilizzano come input le caratteristiche individuali delle istituzioni finanziarie (grandezza, leva finanziaria, struttura delle scadenze), poiché si può attingere a un bacino di dati che può essere aggiornato più frequentemente ed essere “*forward looking*” ed, inoltre, non risentono particolarmente del comportamento ciclico che esibisce la volatilità dei prezzi azionari, che è bassa nei momenti di calma e molto alta nei periodi di crisi.

2.4.2 Systemic Expected Shortfall

Uno dei modelli più apprezzati nella letteratura riguardante il rischio sistemico è senz'altro il modello di Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson, introdotto nel loro paper “*Measuring the Systemic Risk*” (2010). Nel loro lavoro, gli autori, dimostrano che il contributo al rischio di ciascuna istituzione finanziaria può essere misurato attraverso la sua Systemic Expected Shortfall (*SES*), ovvero la propensione di una banca ad essere sottocapitalizzata, quando il sistema, nella sua interezza, è sottocapitalizzato. Nel paper viene dimostrato che la *SES* aumenta con il grado di leva finanziaria di un'istituzione

finanziaria e con la sua perdita attesa, calcolata nella coda della distribuzione delle perdite del sistema di riferimento. L'asserzione principale degli autori è che, se venisse imposta una tassa sulle banche basata sulla loro *SES*, queste ultime internalizzerebbero le potenziali esternalità negative derivanti da una loro crisi individuale, che altrimenti si riverserebbero sul resto delle economie.

Gli autori muovono una critica molto importante nei confronti della regolamentazione finanziaria¹¹ che, ad oggi, è pensata per limitare i rischi delle singole istituzioni isolatamente e non è sufficientemente concentrata sul rischio sistemico. Il risultato è che, mentre nei periodi di normale attività dei mercati finanziari, i rischi individuali vengono gestiti in maniera efficace, il sistema rimane, o è indotto, ad essere fragile e vulnerabile a grossi shock macroeconomici. La necessità di riconoscere il ruolo della regolamentazione finanziaria ha spinto gli autori a costruire un modello che sia rilevante nella pratica e, contemporaneamente, inserito in un framework economico formale. In particolare, nel contesto del modello che verrà presentato più avanti, il ruolo delle regole imposte agli intermediari finanziari mira a evitare che:

- i. Il fallimento delle banche imponga dei costi ai contribuenti, dovuti essenzialmente alle assicurazioni sui crediti contratti dalle istituzioni e ai salvataggi pubblici;
- ii. La sottocapitalizzazione delle istituzioni finanziarie causi il riversarsi di esternalità negative ad altre istituzioni, o all'economia reale.

La teoria degli autori considera un numero finito di istituzioni finanziarie, per semplicità "banche", che devono decidere quanto capitale aumentare e quale profilo di rischio scegliere, in modo da massimizzare il proprio rendimento di mercato. Il regolatore considera l'insieme delle azioni condotte dalle banche in maniera aggregata, tenendo conto delle potenziali perdite di ogni banca in seguito alla crisi idiosincronica di una di esse. Inoltre, questo soggetto tiene conto delle esternalità emergenti in una crisi sistemica, che si verifica quando il capitale aggregato nel settore bancario è estremamente basso.

¹¹ Ad esempio Basilea I e Basilea II

Le scelte individuali degli agenti differiscono dall'allocazione del pianificatore, poiché le banche ignorano le potenziali perdite relative alla garanzie sui crediti e i costi legati alle esternalità negative che verrebbero causati dal loro fallimento. In altre parole, le strategie di profitto delle banche sono intrinsecamente in contrasto con il ruolo e le scelte del pianificatore sociale, che deve garantire il *welfare* in un'economia.

Gli autori dimostrano che l'allocazione efficiente, però, può essere decentralizzata quando il regolatore impone una tassa a ciascuna banca, basata sulla somma delle sue perdite attese in caso di default e sul suo contributo al rischio sistemico atteso, esprimendo quest'ultimo come la Perdita Attesa Sistemica (*SES*). La *SES* è pari all'ammontare atteso per il quale una banca è sottocapitalizzata in un evento sistemico futuro in cui il mercato, o sistema, nel suo complesso, è sottocapitalizzato. Acharya et al. (2010) dimostrano, anche da un punto di vista operativo, che la *SES* può essere misurata facilmente ed è legata ai livelli di leverage di ciascuna istituzione finanziaria e alla loro perdita attesa marginale, o *MES*. Per verificare questa affermazione, gli autori hanno utilizzato queste due variabili per predire il rischio sistemico realizzato in tre modi diversi:

- a. Le perdite di capitale misurate attraverso gli stress test durante la primavera del 2009
- b. Il calo del valore dell'equity delle grandi istituzioni finanziarie durante la crisi dei mutui subprime, nel 2009
- c. L'aumento del rischio di credito delle istituzioni finanziarie, misurato attraverso lo spread dei credit default swaps delle banche.

Il modello finale mette in luce quanto le caratteristiche di indebitamento e il contributo al rischio di ciascuna impresa siano fondamentali per misurare il rischio sistemico. Il punto di forza di questo modello è che, nonostante sia fondato su una serie di assunzioni formali difficilmente osservabili nella realtà, riesce a misurare le perdite di un sistema a partire da dati e informazioni reperibili con facilità.

2.4.2.1 Il modello economico

Gli incentivi alle banche

Nell'economia descritta dal modello di Acharya et al. (2010) esistono un numero finito N di istituzioni finanziarie, indicizzate da $i=1, \dots, N$, e due periodi temporali, $t=0,1$. Ogni banca i deve scegliere quanto capitale x_j^i investire negli asset disponibili $j=1, \dots, J$, determinando il totale dell'attivo come segue:

$$a^i = \sum_{j=1}^J x_j^i$$

Le fonti di finanziamento a questi investimenti sono, chiaramente, l'equity e il debito. In particolare, ogni banca ha una dotazione iniziale di equity, \bar{w}_0^i , al tempo 0; parte di questa viene tenuta in banca come capitale sociale, w_0^i , mentre il resto viene distribuito come dividendi. La somma delle fonti di finanziamento disponibili, w_0^i e b^i , ovvero il capitale sociale e il debito, costituisce il vincolo di budget delle istituzioni finanziarie:

$$w_0^i + b^i = a^i$$

All'epoca 1, ogni asset j paga un rendimento r_j^i ; i ricavi netti di ciascuna istituzione finanziaria sono pari a $y^i = \hat{y}^i - \phi^i$, dove ϕ^i rappresenta i costi che si manifestano durante un periodo di turbolenza finanziaria e \hat{y}^i , invece, i ricavi lordi della banca, calcolati come il rendimento del portafoglio degli asset posseduti:

$$\hat{y}^i = \sum_{j=1}^J r_j^i x_j^i$$

I costi di un'eventuale crisi finanziaria ϕ^i , invece, hanno una formulazione molto generale e non implicano il default vero e proprio di una banca. Essi dipendono dal livello dei ricavi attesi e dal valore nominale dei debiti insoluti:

$$\phi^i = \Phi(\hat{y}^i, f^i)$$

Per catturare le esternalità negative derivanti dal livello di debito contratto dalle istituzioni finanziarie, gli autori assumono che una frazione α^i dei finanziamenti totali è garantita, in maniera formale o informale, dal governo:

$$b^i = \alpha^i f^i + (1 - \alpha^i) E[\min(f^i, y^i)]$$

In questo modo, se alla scadenza il valore nominale del debito è minore dei ricavi netti di una banca, $b^i = f^i$ e la banca riesce a corrispondere interamente l'ammontare del finanziamento; se, invece, i ricavi sono minori del valore nominale del debito, esso viene ripagato per una frazione α^i dallo stato, e la restante quota $(1 - \alpha^i)$ viene restituita dall'istituzione.

Il patrimonio netto di una banca all'epoca 1 è:

$$w_1^i = \hat{y}^i - \phi^i - f^i$$

Ovvero il totale dei ricavi realizzati, al netto del valore nominale delle passività e dei potenziali costi del dissesto finanziario. I soci della banca sono protetti da passività limitate, poiché in caso di fallimento non sono tenuti a corrispondere interamente il debito; quindi, essi ricevono un ammontare di capitale disponibile pari a $1_{[w_1^i > 0]} w_1^i$ ogni anno, fintanto che il valore dell'equity è positivo. Di conseguenza, il loro problema di ottimizzazione è il seguente:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{w_0^i, b^i, \{x_j^i\}_j} c \cdot (\bar{w}_0^i - w_0^i - \tau^i) + E\left(u\left(1_{[w_1^i > 0]} \cdot w_1^i\right)\right) \\ s.t. \quad w_0^i + b^i = \alpha^i \\ \quad \quad w_1^i = \hat{y}^i - \phi^i - f^i \end{array} \right.$$

In questa formula, $E(u^i(\cdot))$ rappresenta l'utilità attesa dei ricavi lordi all'epoca 1, mentre, $(\bar{w}_0^i - w_0^i - \tau^i)$ rappresenta il capitale che viene consumato immediatamente dagli azionisti, ad esempio pagando un dividendo. Il resto della dotazione iniziale viene investito come equity o usato per pagare la tassa imposta dal regolatore. Il parametro c è, contemporaneamente, una misura dell'utilità del consumo immediato di capitale, e il

costo opportunità del capitale sociale. Ciò significa che i soci possono aumentare il capitale sociale pagando un costo c o, in alternativa, scegliere di finanziarsi ulteriormente tramite debito, che fornisce un vantaggio in termini di tasse e incentivi a lavorare duro per ripagarlo. Il punto fondamentale della questione è che esiste un costo opportunità legato all'uso dell'equity piuttosto che del debito.

Il Problema del Pianificatore Sociale

Il ruolo di un'istituzione regolamentare, all'interno del framework economico descritto dagli autori, è quello di trovare il livello di tassazione ottimale da imporre alle banche, in modo da massimizzare la funzione di benessere vincolata alle scelte individuali sulla composizione delle fonti di finanziamento:

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\bar{\tau}} F = P^1 + P^2 + P^3 \\ s.t. \quad P^1 = \sum_{i=1}^N c \cdot (\bar{w}_0^i - w_0^i - \tau^i) + E \left[\sum_{i=1}^N u^i \left(1_{[w_1^i > 0]} \cdot w_1^i \right) \right] \\ \quad P^2 = E \left[g \sum_{i=1}^N 1_{[w_1^i < 0]} \alpha^i w_1^i \right] \\ \quad P^3 = E \left[e \cdot 1_{[W_1 < zA]} \cdot (zA - W_1) \right] \\ \quad \sum_i \tau^i = \bar{\tau} \end{array} \right.$$

F è la funzione di benessere del pianificatore sociale; P^1 è la somma delle singole utilità attese delle istituzioni finanziarie; P^2 rappresenta il costo atteso relativo alle assicurazioni sui debiti in caso di fallimento di una banca, dove g cattura i costi amministrativi relativi alla riscossione delle tasse corrisposte dai contribuenti; P^3 , infine, cattura gli effetti delle esternalità negative originate da una crisi finanziaria. In quest'ultimo vincolo, il fattore critico che si cerca di identificare è una soglia aggregata di capitale richiesta alle banche, a copertura di eventuali danni causati da una crisi sistemica. Nel dettaglio, A è il valore totale degli asset di tutte le istituzioni finanziarie

di un sistema e W_1 è il capitale aggregato all'epoca 1. Una crisi sistemica si verifica quando il valore del capitale di un sistema scende al di sotto di una frazione z degli asset A ; in altre parole, quando un sistema è sottocapitalizzato rispetto ad una determinata soglia rappresentata da zA . I costi legati alle esternalità sono pari a zero fintanto che il capitale aggregato è al di sopra di questa soglia, e cresce linearmente quando scende al di sotto. Il parametro e , in questa equazione, misura l'entità delle esternalità all'economia derivanti da una mancanza di capitale in un sistema. Questo fatto distingue le conseguenze legate all'esposizione delle banche al rischio idiosincratico e al rischio sistemico; in altre parole, il modello è strutturato in modo che il fallimento di una banca in un sistema ben capitalizzato non imponga alcuna esternalità alle economie. Al contrario, la crisi di una banca in un sistema in cui le altre istituzioni che lo compongono sono sottocapitalizzate, innesca una reazione a catena e genera esternalità negative per tutti gli altri settori di un'economia.

La variabile rispetto al quale si vuole risolvere il problema di ottimo è $\bar{\tau}$, ovvero la tassazione aggregata pagata dalle banche all'epoca 0:

$$\sum_i \tau^i = \bar{\tau}$$

Operativamente, il regolatore dovrebbe servirsi di una misura di rischio sistemico che abbia un legame con tale livello di tassazione ottimale. Acharya et al. dimostrano che è possibile creare una relazione tra la *SES* di ogni banca, e la tassa da corrispondere al governo a copertura di eventuali esternalità negative.

La Tassazione Ottimale

Il livello di tassazione ottimale che risolve il problema del pianificatore sociale dipende da due elementi fondamentali. Il primo, è la perdita attesa di una banca condizionata all'evento che essa incorra nel default:

$$ES^i = -E[w_1^i \mid w_1^i < 0]$$

In altre parole, ES^i rappresenta la perdita di capitale che si realizza nel caso in cui l'equity abbia valore negativo. Il secondo elemento, è la componente di rischio sistemico di un'istituzione, ovvero la Systemic Expected Shortfall. Essa rappresenta l'ammontare di equity al di sotto della soglia che determina la sua sottocapitalizzazione (z volte il totale degli asset), condizionata all'evento che il sistema sia globalmente sottocapitalizzato ($W_1 < zA$).

$$SES^i = E[za^i - w_1^i | W_1 < zA]$$

Usando ES e SES , il regolatore sceglierà il sistema di tassazione ottimale in modo da minimizzare il rischio sistemico e le inefficienze causate dalle garanzie sui debiti. L'elemento più importante è il fatto che la tassa verrà pagata una volta che le banche avranno deciso il loro livello target di leverage e di asset totali. In altre parole, l'ammontare della tassa che dovranno corrispondere dipende dalle loro scelte individuali di asset allocation e dalla politica di indebitamento.

$$\tau^i = \frac{\alpha^i g}{c} \cdot \Pr(w_1^i < 0) \cdot ES^i + \frac{e}{c} \cdot \Pr(W_1 < zA) \cdot SES^i + \tau_0$$

Il significato della formula è molto intuitivo. Ogni banca viene tassata, innanzitutto, in base alla probabilità di fallimento individuale, moltiplicata per l'ammontare della perdita attesa (ES). in questo modo, si tiene conto del fatto che una parte α^i dei debiti di un'istituzione finanziaria gode di un'assicurazione governativa. Inoltre, la tassa risulterà essere più bassa nel caso in cui il ricorso al capitale sociale sia molto costoso ($c > 1$), e tanto più alta quanto è alto il costo del finanziamento pubblico g .

Si noti come, il primo termine di questa equazione, sia simile al calcolo standard del *Value at Risk* di un'istituzione finanziaria. La seconda parte, invece, ricorda la prassi del calcolo della perdita attesa marginale. Nel calcolo del rischio marginale, una banca è interessata a conoscere la perdita attesa di una particolare unità organizzativa nei giorni in cui i rendimenti di un'impresa sono al di sotto del *VaR*. Applicando tale logica ad un sistema, si può calcolare qual è stato il contributo al rischio di un'istituzione finanziaria, nei giorni in cui si è verificato un evento estremo. La seconda parte dell'equazione, infatti, dipende dalla probabilità che si verifichi una crisi sistemica, rappresentata

dall'evento in cui il capitale aggregato $W_1 < zA$, moltiplicata per il contributo al rischio sistemico di ogni banca. Questo ammontare è tanto più alto quanto è alto in grado di severità del propagarsi delle esternalità e , e tanto più alto quanto è basso il costo del capitale c . In questo modo, le banche hanno un incentivo a ricorrere al finanziamento tramite equity, quando esso è poco costoso. Inoltre, le istituzioni sono forzate a internalizzare, tramite il pagamento della tassa, parte delle esternalità negative provocate da una loro crisi idiosincronica.

Infine, si noti che tra le informazioni di cui necessita il pianificatore, per stabilire la tassazione ottimale, non rientrano né le funzioni di utilità individuali né le opportunità di investimento di ogni singola banca. Nonostante il modello sia microfondato, gli elementi fondamentali per la misurazione del rischio possono essere dedotti dai dati di mercato e di bilancio delle banche, come dimostrato da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardon. Per stabilire l'entità del rischio sistemico, infatti, è sufficiente stimare la probabilità che si verifichi una crisi a livello aggregato, e l'ammontare della perdita di capitale di un'istituzione durante questo evento.

2.4.2.2 La misurazione del rischio sistemico

La tassazione ottimale scelta da un'istituzione regolamentare dovrebbe basarsi sulla *SES* di ogni banca e sulla probabilità globale di un evento sistemico. Acharya et al. si concentrano, nel loro lavoro, sulla misurazione trasversale della *SES* tra le istituzioni finanziarie. Per tenere conto della dimensione della banca, essa viene calcolata scalando l'ammontare per il livello di equity corrente w_0^i :

$$\frac{SES^i}{w_0^i} = \frac{za^i}{w_0^i} - 1 - E \left[\frac{w_1^i}{w_0^i} - 1 \mid W_1 < zA \right]$$

La prima parte della formula rappresenta il grado di leva finanziaria; se all'epoca 0 $\frac{za^i}{w_0^i} - 1$ è positivo, significa che l'istituzione finanziaria è già sottocapitalizzata. Il secondo termine dell'equazione rappresenta il rendimento atteso delle azioni di una banca,

condizionato all'evento di una crisi di sistema. La somma di queste due componenti rappresenta il contributo al rischio sistemico dell'impresa e indica se essa sarà sottocapitalizzata durante una crisi.

Nella pratica, il pianificatore ha bisogno di stimare le perdite attese prima che una crisi si verifichi, utilizzando, quindi, le informazioni disponibili prima di un evento sistemico. Possiamo pensare agli eventi sistemici definiti nel modello presentato, come a degli eventi di coda che si verificano una o due volte in una decade. Nel frattempo, si possono osservare degli eventi di coda più "normali", che possono rappresentare un preludio ad un evento sistemico futuro. Definendo questi eventi come il 5% dei giorni peggiori delle performance di mercato durante un certo periodo, $I_{5\%}$, si può calcolare la perdita attesa marginale (MES) usando i rendimenti di mercato della banca i :

$$MES_{5\%}^i = -E \left[\frac{w_1^i}{w_0^i} - 1 \mid I_{5\%} \right]$$

Il regolatore dovrà utilizzare le informazioni contenute nei giorni di elevata turbolenza nei mercati ($MES_{5\%}^i$) per stimare cosa succederebbe durante una vera crisi (SES). Sfruttando questo concetto, si può ottenere la seguente proposizione riguardante il rischio sistemico:

$$\frac{SES^i}{w_0^i} = \frac{za^i - w_0^i}{w_0^i} + kMES_{5\%}^i + \Delta^i$$

Nella formula vengono identificate le componenti che determinano il livello della Systemic Expected Shortfall per ogni banca:

1. Il leverage ratio ex ante $\frac{za^i}{w_0^i} - 1$
2. La perdita attesa marginale, MES , misurata sui dati precedenti a una crisi e scalata di un fattore k che tiene conto delle performance future durante un evento sistemico

3. Un termine di aggiustamento Δ^i , che misura i costi del dissesto finanziario legati al rischio di credito, che viene tralasciato per semplicità di trattazione dagli autori.

In base a queste assunzioni teoriche, gli autori hanno utilizzato la *MES* e il leverage ratio di alcune banche per predire i livelli della *SES* in una crisi finanziaria, in modo da dimostrare l'intensità e il tipo di legame che esiste a livello empirico.

2.4.2.3 L'evidenza empirica

Per validare il modello anche a livello pratico, Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson hanno testato la loro misura di rischio sistemico durante la crisi americana dei mutui subprime del 2007. In "Measuring the Systemic Risk", gli autori hanno dimostrato per la prima volta che esiste un legame tra i livelli di *SES* e le variabili *MES* e leverage ratio (*LVG*).

Nel dettaglio, la Marginal Expected Shortfall è stata misurata prendendo il 5% dei peggiori giorni del rendimento di mercato *R* per ogni anno e calcolando, successivamente, la media dei rendimenti di ogni istituzione finanziaria per quei giorni:

$$MES_{5\%}^i = -\frac{1}{\#giorni} \sum_{t: sistema \text{ nel suo quinto percentile}} R_t^i$$

Così come la *MES*, anche il grado di leva finanziaria di una banca contribuisce alla determinazione del rischio sistemico. Tale variabile viene calcolata dagli autori come il rapporto tra il valore quasi-di-mercato degli asset e il valore di mercato dell'equity di ogni istituzione finanziaria

$$LVG^i = \frac{QMVA}{valore \text{ di mercato dell'equity}} = \frac{(book \text{ value asset} - book \text{ value equity}) + valore \text{ mercato equity}}{valore \text{ di mercato dell'equity}}$$

ricavando le informazioni dai bilancio trimestrali.

Il cuore dell'analisi degli autori è rappresentato dalla verifica dell'abilità di queste variabili teoriche di catturare il rischio sistemico realizzato durante la crisi del 2009, ricavandolo in tre modi:

1. Le perdite di capitale stimate attraverso gli stress test sottoposti dai regolatori bancari nel 2009;
2. Il rischio sistemico realizzato che emerge dalle performance azionarie delle istituzioni finanziarie dal 2007 al 2008;
3. Il rischio sistemico osservato nell'andamento dei credit default swaps dal luglio del 2007 a dicembre 2008.

In particolare, gli stress test sopracitati sono quelli inseriti nel programma della Federal Reserve, con il nome di Supervisory Capital Assessment Program (SCAP), somministrati alle 19 banche più grandi nel Febbraio del 2009. In questo caso, la misura di rischio sistemico realizzato è il rapporto tra la perdita calcolata dall'SCAP e la porzione di Tier 1¹² per ogni banca. Utilizzando il modello di regressione OLS, gli autori hanno osservato che *MES* e *LVG* sono fortemente significativi, arrivando ad ottenere un modello con un R^2 aggiustato del 53,22%, confermando empiricamente che le due variabili riescono a spiegare il rischio sistemico stimato dall'SCAP.

Una seconda verifica empirica condotta dagli autori, invece, ha riguardato il rischio sistemico che è emerso dalle performance azionarie delle banche e del settore finanziario americano. Gli autori, in questo caso, si sono concentrati sul verificare l'abilità che possiedono le principali misure del rischio di mercato¹³, calcolate prima di una crisi, di predire i rendimenti dalle istituzioni finanziarie futuri. In questo caso, il rischio sistemico è determinato dalla *Realized SES*, ovvero il rendimento realizzato dalle azioni di ciascuna banca, calcolato durante il periodo di crisi dal luglio 2007 a dicembre 2008. Le variabili che invece influenzerebbero tali rendimenti, ovvero il livello di rischio sistemico per ciascuna istituzione finanziaria, sono state calcolate nel periodo immediatamente precedente (giugno 2006-giugno 2007). Utilizzando anche in questo caso un semplice modello di regressione lineare, gli autori hanno verificato l'abilità

¹² Chiamato anche core capital, include le azioni comuni, le azioni privilegiate e le attività fiscali differite.

¹³ Includere MES e LVG

delle misure di rischio calcolate nei giorni “normali” di prevedere il rischio sistemico emergente in una crisi finanziaria. I risultati ottenuti sono, ovviamente, molto importanti: tra tutte le misure di rischio, *MES*, *LVG* e, in questo caso, anche il livello degli asset, si sono rivelate quelle che più di tutte hanno influenzato i rendimenti realizzati dalle banche americane durante la crisi. Non solo questo risultato rappresenta una conferma del modello teorico degli autori, ma rappresenta la misura di rischio sistemico più intuitiva e facile da implementare, poiché necessita di dati di mercato e di bilancio facilmente reperibili. Come mostrato in Acharya e Steffen (2012), inoltre, il modello è stato applicato con successo anche nel contesto del settore finanziario europeo, durante lo stesso periodo.

Infine, gli autori hanno dimostrato che la Marginal Expected Shortfall è una variabile utile anche quando si tratta di dover predire il rischio sistemico che emerge dall'andamento dei CDS. In questo caso, i rendimenti delle banche non sono stati calcolati dai prezzi azionari, bensì dagli spread degli swap¹⁴. La *MES* e la *SES* sono state calcolate, rispettivamente, come la media dei rendimenti impliciti negli swap durante il periodo 2006-2007, e come il rendimento realizzato dedotto dal valore dei CDS nel 2009. Nonostante i risultati positivi relativi al campione studiato, utilizzare un modello che si basa sui dati del mercato dei derivati potrebbe rappresentare un rischio, secondo gli autori, specialmente in seguito ai provvedimenti normativi futuri in questo settore.

2.5 I Modelli di Network

I modelli di rete, o network, sfruttano due considerazioni molto importanti circa la natura del rischio sistemico. La prima riguarda l'ambito di azione di un evento sistemico che, precedentemente, veniva associato alle crisi bancarie e valutarie di un paese. Oggigiorno, i settori che prima erano meno rilevanti si sono fatti più grandi e importanti. Questo spinge la pertinenza del rischio sistemico al di là degli ambiti

¹⁴ Il rendimento logaritmico di una banca è stato approssimato come il rapporto tra la variazione dello spread degli swap e lo spread, ds/s .

considerati in precedenza, coinvolgendo un numero sempre più ampio di nuovi strumenti e contratti finanziari e di nuovi settori, includendo le assicurazioni, i fondi e le società di investimento immobiliare. Il secondo elemento alla base di questi modelli è rappresentato dal fatto che le economie mondiali e i mercati finanziari hanno subito, nel tempo, un processo di globalizzazione che li ha cambiati profondamente. In questo senso, la portata dei fenomeni sistemici va estesa, considerando il numero e l'intensità delle relazioni che esistono tra le istituzioni finanziarie, e questa rete di relazioni fra gli operatori diventa la base del concetto del rischio sistemico. Il fallimento di qualche banca locale potrebbe non essere considerato un evento sistemico, se esse operavano in isolamento o senza particolari relazioni contrattuali con altre istituzioni. Al contrario, il fallimento di un unico fondo potrebbe scatenare una crisi di sistema se pesantemente interconnesso con il sistema in cui opera.

Uno dei modelli più autorevoli sul rischio sistemico, appartenente a questa categoria, è quello proposto da Billio, Getmansky, Lo e Pelizzon (2012), che partono dalla considerazione che la probabilità di incorrere in una crisi finanziaria rilevante è influenzata dal grado di correlazione tra le holding finanziarie, dalla loro sensibilità alle variazioni dei prezzi sui mercati e delle condizioni economiche, dal livello di concentrazione dei rischi assunti e dal grado di connessione tra le istituzioni ed il resto dell'economia.

Con l'obiettivo di creare degli indici di rischio sistemico, gli autori utilizzano un approccio basato sull'applicazione dei test di causalità di Granger. Le misure ottenibili dall'utilizzo di questi test permettono di misurare il grado di correlazione tra le entità che compongono un sistema in maniera incondizionata, cioè non dipendente dal verificarsi di determinati eventi. Inoltre, la causalità di Granger non si basa sulle relazioni "contemporanee" al momento della valutazione, bensì combina i valori storici di un'istituzione con le stime dei valori futuri. Infine, questo modello è in grado di definire la direzione del legame tra due entità, evidenziando le fonti di propagazione di un evento sistemico, la direzione di propagazione e gli eventuali responsabili.

2.5.1 definizione della causalità secondo Granger

Il modello di Granger si compone di diversi test d'ipotesi statistica che permettono di identificare un legame di causalità rappresentato dal potere previsionale reciproco di due serie storiche. In particolare, la serie storica j si dice che causa nel senso di Granger una serie i se i valori storici della prima contengono delle informazioni utili a predire in modo più preciso il comportamento della seconda, rispetto alla stima che si può ottenere basandosi sulle sole informazioni storiche di i .

Questa relazione è formalmente basata su un sistema di equazioni di regressione lineare dei rendimenti storici di due istituzioni finanziarie:

$$\begin{cases} R_{t+1}^i = \alpha^i R_t^i + \beta^{ij} R_t^j + \varepsilon_{t+1}^i \\ R_{t+1}^j = \alpha^j R_t^j + \beta^{ji} R_t^i + \varepsilon_{t+1}^j \end{cases}$$

Dove R_t^i e R_t^j sono i rendimenti azionari delle istituzioni prese in considerazione, ε_{t+1}^i e ε_{t+1}^j sono due processi *white noise* incorrelati e α^i , α^j , β^{ij} e β^{ji} sono i coefficienti del modello di regressione.

Affinché ci sia causalità di Granger è necessario che almeno un valore tra β^{ij} e β^{ji} sia non nullo. In particolare, se il primo è diverso da zero e il secondo è nullo, allora si dice che la serie i Granger-causa la serie j ; viceversa, se β^{ij} è nullo e β^{ji} è diverso da zero, è la serie j che Granger-causa la serie i . Nel caso in cui entrambi i valori siano non nulli allora entrambe le serie storiche si influenzano in maniera reciproca.

Per l'analisi si assume che i rendimenti delle istituzioni seguano un processo del tipo:

$$R_t^i = \mu_i + \sigma_{it} \varepsilon_t^i$$

In questo modo, è possibile rappresentare l'andamento degli stessi mediante un processo GARCH(1,1).

L'indice di causalità viene, invece, definito nel seguente modo:

$$(j \rightarrow i) \begin{cases} 1 \text{ se } j \text{ Granger - causa } i \\ 0 \text{ altrimenti} \end{cases}$$

Assumendo che $(j \rightarrow j) \equiv 0$, ossia che j non Granger-causi se stesso.

Questa funzione viene utilizzata per identificare le connessioni all'interno di un sistema composto da N istituzioni finanziarie e da cui si derivano 4 misure di connettività.

1. Grado di Causalità alla Granger (DCG): è il rapporto tra le relazioni Granger-causali statisticamente significative e il totale delle relazioni possibili tra le $N(N-1)$ coppie di istituzioni:

$$DCG = \frac{1}{N(N-1)} = \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} (j \rightarrow i)$$

La probabilità che si verifichi una crisi sistemica è elevata quando il DCG è maggiore di una soglia K calcolata mediante simulazioni Monte Carlo sui dati di varianza e covarianza delle istituzioni.

2. Numero di connessioni: per determinare quanto è "sistemica" una singola istituzione, ovvero la rilevanza del legame tra questa e il sistema S , si utilizzano le seguenti misure:

$$\#Out : (j \rightarrow S) |_{DCG \geq K} = \frac{1}{(N-1)} \sum_{i \neq j} (j \rightarrow i) |_{DCG \geq K}$$

$$\#In : (S \rightarrow j) |_{DCG \geq K} = \frac{1}{(N-1)} \sum_{i \neq j} (j \rightarrow i) |_{DCG \geq K}$$

$$\#In + Out : (j \leftrightarrow S) |_{DCG \geq K} = \frac{1}{2(N-1)} \sum_{i \neq j} (i \rightarrow j) + (j \rightarrow i) |_{DCG \geq K}$$

Dove $\#Out$ misura il numero di istituzioni significativamente causate nel senso di Granger dall'istituzione j ; $\#In$ misura il numero di istituzioni che Granger-causano significativamente l'istituzione j ; $\#In+Out$ è la somma delle due precedenti misure.

Con “significativamente” si vuole indicare che la misura di connettività tiene conto soltanto delle relazioni che superano la soglia K descritta in precedenza, ovvero le connessioni che potrebbero effettivamente scatenare una crisi a livello sistemico in caso di eventi negativi.

3. Numero di connessioni settoriali: questo tipo di misure sono simili di quelle al punto 2, poiché vengono conteggiate le relazioni significative che uniscono un’istituzione appartenente a un settore con un’altra appartenente ad un altro settore. Dato M il numero di settori analizzati, si possono ottenere le seguenti misure:

$$\#Out-to-Other: \left[(j|\alpha) \rightarrow \sum_{\beta \neq \alpha} (S|\beta) \right]_{DCG \geq K} = \frac{1}{(M-1) \cdot N/M} \sum_{\beta \neq \alpha} \sum_{i \neq j} [(j|\alpha) \rightarrow (i|\beta)]_{DCG \geq K}$$

$$\#In-to-Other: \left[(S|\beta) \rightarrow \sum_{\beta \neq \alpha} (j|\alpha) \right]_{DCG \geq K} = \frac{1}{(M-1) \cdot N/M} \sum_{\beta \neq \alpha} \sum_{i \neq j} [(i|\beta) \rightarrow (j|\alpha)]_{DCG \geq K}$$

$$\#In+Out-Other: \left[(j|\alpha) \rightarrow \sum_{\beta \neq \alpha} (S|\beta) \right]_{DCG \geq K} = \frac{\sum_{\beta \neq \alpha} \sum_{i \neq j} [(i|\beta) \rightarrow (j|\alpha)] + [(j|\alpha) \rightarrow (i|\beta)]}{2(M-1) \cdot N/M} \Bigg|_{DCG \geq K}$$

Dove α e β sono due diversi settori finanziari.

#Out-to-Other misura il numero di istituzioni finanziarie che appartengono a settori diversi di j che sono significativamente causate nel senso di Granger da j ; #In-to-Other è il numero di relazioni significative in cui j Granger-causa le istituzioni di altri settori; #In+Out-Other è la somma dei due indici precedenti.

4. Vicinanza: è una misura del cammino più breve tra un’istituzione e le altre direttamente o indirettamente raggiungibili. Definiamo un’istituzione j come debolmente C -causata nel senso di Granger da i se esiste un cammino di causalità di lunghezza C tra i e j . In altre parole, deve esistere una sequenza di nodi k_1, \dots, k_{c-1} tale per cui:

$$(j \rightarrow K_1) \cdot (K_1 \rightarrow K_2) \cdot \dots \cdot (K_{(C-1)} \rightarrow i) \equiv \left(j \xrightarrow{C} i \right) = 1$$

indicando con C_{ji} la lunghezza del cammino più breve da j a i tale per cui

$$C_{ij} = \min_C \left\{ C \in [1; N-1] : \left(j \xrightarrow{C} i \right) = 1 \right\}$$

la misura di vicinanza per l'istituzione j è definita come segue:

$$C_{jS} |_{DCG \geq K} = \frac{1}{N-1} \sum_{i \neq j} C_{ij} \left(j \xrightarrow{C} i \right) \Big|_{DCG \geq K}$$

2.5.2 L'evidenza empirica

Il lavoro degli autori è basato sull'analisi delle serie storiche dei rendimenti di diverse istituzioni finanziarie appartenenti a 4 settori diversi: il settore bancario, classificato in base al criterio ICB (Industry Classification Benchmark), il settore dei prime brokers, il settore assicurativo e, in ultimo, il settore degli hedge funds.

Gli autori analizzano tali dati in 36 finestre temporali diverse e, per ognuna di queste, è calcolato un indice, il *DCI* (Dynamic Causality Index), che esprime il rapporto tra le relazioni statisticamente significative rilevate e il totale delle possibili relazioni tra le istituzioni. Ovviamente, un livello più alto di *DCI* indica un elevato grado di interconnessione tra gli operatori.

Per ogni finestra temporale, inoltre, gli autori hanno selezionato le 25 istituzioni più grandi di ogni settore, per un totale di 100 soggetti. Successivamente, hanno identificato la "direzione" dell'evento sistemico in questi soggetti applicando la causalità di Granger.

Quello che hanno scoperto è che il *DCI* sta crescendo dal 1994, toccando un picco locale nel 1998 e un altro in corrispondenza delle finestre temporali degli anni 2007-2009; questo risultato è consistente con il fatto che, nell'ultimo ventennio, le istituzioni finanziarie mondiali hanno aumentato il numero di rapporti contrattuali instaurati tra di loro a causa della globalizzazione. Inoltre, Billio et al. (2012) hanno potuto constatare che, in base al numero di connessioni significative dei vari settori, i “protagonisti” sono stati diversi a seconda della finestra temporale di riferimento: mentre sul finire degli anni '90 il contributo maggiore al numero totali di connessioni era apportato dal comparto assicurativo, durante i primi anni duemila il ruolo principale è stato assunto dagli hedge funds, soprattutto a causa del fallimento di LTCM e del successivo scoppio della bolla “*dot com*”.

Infine, osservando la totalità dei dati nei 15 anni analizzati dagli autori, emerge chiaramente che i picchi nel numero di connessioni sono avvenuti in corrispondenza degli anni 1996-1998 e 2006-2008, proprio in prossimità di due eventi definibili “sistemici”. Inoltre, le assicurazioni e le banche hanno assunto un ruolo centrale, in termini di interconnessioni con altri istituti, negli anni '96-'98; ma dal 2002 per arrivare ai giorni nostri, emerge chiaramente che il ruolo preponderante è ricoperto dagli hedge funds, i quali presentano un numero di connessioni in uscita verso altre categorie di gran lunga superiori a quello di altri tipi di intermediari finanziari.

Conclusione

Nonostante la premessa al capitolo, è doveroso sottolineare come i modelli di misurazione del rischio sistemico presentati precedentemente siano una fonte vitale per le imprese e soprattutto per le Istituzioni. A causa del fatto che moltissimi di questi approcci non sono mai stati testati “fuori dal campione”, non esiste una ragionevole certezza che essi sarebbero veramente utili per prevedere le crisi finanziarie future. Ciò nondimeno, i risvolti operativi fanno sperare che in futuro si possa arrivare ad avere una definizione soddisfacente del fenomeno, in modo da limitare i danni per i governi e i contribuenti, e che si possa riconoscere in che modo un evento sistemico si manifesterà, in modo da misurarlo efficacemente e scegliere l'approccio di *policy* più adatto.

Come emerge dalle informazioni presentate nelle sezioni precedenti, la letteratura propone vari approcci e molti di essi hanno dei denominatori comuni. In particolare, volendo citare Billio e Pelizzon (2014), moltissimi autori si sono focalizzati sulle “4 L” che meglio rappresentano i tratti essenziali di una crisi finanziaria: *Leverage*, *Liquidity*, *Losses* e *Linkages*. Questi sono, probabilmente, i driver di rischio più comuni e quelli più utilizzati per misurare il rischio sistemico nei vari settori finanziari del mondo.

Nel capitolo successivo viene presentata l’analisi empirica condotta nel contesto del mercato finanziario europeo durante la crisi dell’Eurozona. Il modello che ho scelto per misurare il rischio sistemico¹⁵ utilizza due di questi fattori: il grado di leva finanziaria (*Leverage*) di un’istituzione finanziaria e l’entità delle sue perdite attese durante una crisi finanziaria (*Losses*). Nel seguito della trattazione verrà mostrato empiricamente come, nonostante non si possa comprendere appieno il fenomeno del rischio sistemico in ogni sua sfaccettatura, il modello offre diversi utilizzi pratici delle misure di rischio calcolate, sia da un punto di vista manageriale sia, soprattutto, in relazione alle scelte politiche dei governi.

¹⁵ Il modello presentato in “Measuring the Systemic Risk”, 2010, da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson.

CAPITOLO III

L'analisi empirica

Introduzione – 3.1 Metodologia – 3.2 I Dati e Statistiche descrittive – 3.3 Misurazione del Rischio Sistemico - 3.3.1 Implementazione del Modello – 3.3.2 La Capital Shortfall - 3.3.3 Il Rischio Sistemico nei diversi paesi europei – Conclusione

Introduzione

Misurare il rischio sistemico è uno degli argomenti più vivacemente discussi dagli accademici di quest'epoca. I motivi sono chiari e gli avvenimenti degli ultimi anni ci hanno ricordato quanto siamo lontani dal predire efficacemente le conseguenze di un evento estremo, come una crisi sistemica.

In questa tesi, mi sono ispirato essenzialmente al lavoro di Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson, “Measuring the Systemic Risk” (2010). L'obiettivo del paper scritto dagli autori è quello di spiegare il rischio sistemico di un sistema finanziario tramite il contributo marginale al rischio di ogni singola istituzione che ne fa parte. Una misura di tale predisposizione è la Systemic Expected Shortfall (SES), ovvero la propensione di una banca a essere sottocapitalizzata quando il sistema, nel suo complesso, è sottocapitalizzato. La mancanza di capitale nelle banche, dovuta principalmente all'impossibilità di reperire i fondi nei mercati privati, può imporre delle esternalità negative al resto delle economie. Per questo motivo, il concetto di sottocapitalizzazione, rispetto a una certa soglia ritenuta “sicura”, diventa essenziale per comprendere l'estensione del rischio sistemico di un mercato e, di conseguenza, il

rendimento delle azioni di una banca diventa lo strumento principale per determinare tale deficit di capitale.

Durante la stesura di questa tesi ho osservato il modello proposto dagli autori con sguardo critico, estendendo talvolta l'analisi e comprendendo variabili nuove e indici diversi. Alcuni risultati, in effetti, sono stati differenti in maniera rilevante, anche se, nella maggior parte dei casi, ho confermato i risultati originari presentati nei loro lavori.

Il contesto storico scelto è il periodo della crisi dell'Eurozona, successiva alla crisi del debito pubblico greco, che va dall'autunno del 2010 all'estate del 2012. L'intenzione originale era testare tale modello nel periodo in cui la crisi greca è diventata una crisi europea; poiché le economie di moltissimi paesi sono state coinvolte dagli eventi che hanno colpito lo stato ellenico, il periodo di intensa turbolenza nei mercati finanziari è da considerarsi una vera e propria crisi sistemica. Ciò che in particolare mi premeva verificare era se, e in che modo, il modello proposto dagli autori potesse prevedere le perdite di capitale relative ai paesi "GIPSI", ovvero la Grecia, l'Italia, il Portogallo, la Spagna e l'Irlanda.

Nella prima parte di questo capitolo mi sono limitato a illustrare la logica del modello e a presentare le variabili di rischio utilizzate nelle sezioni successive.

La seconda parte contiene una descrizione del campione delle banche esaminate, del periodo nel quale sono state condotte le analisi di regressione e alcune analisi statistiche preliminari.

Nella terza parte, invece, ho verificato l'efficacia del modello sul campione scelto ed ho impiegato la migliore stima possibile dei rendimenti delle banche in modo da misurare il rischio sistemico che emerge da questo fattore. Infine, ho dimostrato empiricamente l'abilità della *SES* di predire i rischi emergenti nel periodo della crisi dell'Eurozona.

3.1 Metodologia

L'analisi empirica presentata nei paragrafi successivi è basata sulla teoria riguardante il rischio sistemico introdotto da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson (2010). Secondo gli autori, il rischio sistemico può essere misurato se, e quando, si verifica una carenza di capitale in un mercato, tale che non è possibile compensare una riduzione del livello generale dei prestiti originato dal fallimento o dalla crisi di un'istituzione che ne fa parte. In altre parole, è importante misurare il rischio sistemico in termini di potenziali esternalità negative, causate dalla crisi di una banca¹⁶, che possono riversarsi e contagiare le altre istituzioni finanziarie.

Misurare il rischio sistemico, in questo contesto, significa calcolare quanto è diminuito il valore di mercato del capitale delle banche che fanno parte del mercato europeo, quando, quest'ultimo, ha sperimentato un periodo di sottocapitalizzazione. Come si avrà l'occasione di chiarire meglio in seguito, l'entità della perdita di capitale di una banca, e di riflesso di un sistema, può essere determinato mediante il rendimento di mercato delle azioni bancarie, e, parallelamente, del portafoglio di mercato.

Nella pratica, gli autori hanno utilizzato la *SES*, che crea un indice di rischio sistemico comune tra le banche, basato sul contributo individuale di ognuna al deficit di capitale del sistema finanziario. In altre parole, la *SES* misura il grado di sottocapitalizzazione delle singole banche che, tutte insieme, generano una mancanza di capitale a livello aggregato. Acharya et al. hanno dimostrato che, tramite la *SES*, si può determinare la perdita attesa di equity, calcolata a valori di mercato, durante il periodo di crisi sistemica.

Per calcolare questa variabile, gli autori hanno utilizzato una misura ex post, ovvero la Realized Systemic Expected Shortfall, *RSES*. Tale misura è il rendimento di mercato realizzato dalle azioni di ciascuna banca considerata, durante un periodo di crisi finanziaria:

¹⁶ ad esempio i costi legati alle assicurazioni sui depositi, i salvataggi e la perdita del potere di intermediazione di fondi all'economia reale.

$$RSES^i = \frac{P_T^i - P_t^i}{P_t^i}$$

dove P è il prezzo giornaliero dell'azione i , T è l'ultimo giorno di crisi e t il primo giorno. In sostanza, la $RSES$ è il rendimento periodale realizzato da una banca nel periodo di crisi che sarà, per definizione, negativo; di conseguenza, la $RSES$ misura in valori percentuali quanto è diminuito il valore di mercato dell'equity, ovvero il grado di sottocapitalizzazione dell'intermediario.

In "Measuring the Systemic Risk", viene dimostrato dagli autori che la SES è influenzata essenzialmente da due fattori. Il primo è il livello di leva finanziaria di una banca, calcolato dagli autori come il rapporto tra il Quasi-Market Value degli Assets¹⁷ e il valore di mercato dell'equity, ex ante alla crisi sistemica:

$$LVG^i = \frac{QMVA^i}{MV^i}$$

Nell'analisi empirica condotta in questa sezione ho modificato tale indice di leva finanziaria per misurare eventuali cambiamenti e impatti, inserendo un'ulteriore variabile $LVG2$, che è il rapporto standard tra il valore contabile del debito e il valore contabile degli asset bancari.

$$LVG2^i = \frac{Val. contabile del debito}{Val. contabile degli asset}$$

Il secondo fattore che influenza la SES è la cosiddetta Marginal Expected Shortfall (MES), cioè la perdita attesa calcolata per ciascuna istituzione finanziaria, condizionata a un evento di tipo sistemico. Tale variabile indica quanto perde in media ogni banca, in termini di valore di mercato dell'equity, quando è il sistema, nel suo complesso, a

¹⁷ La differenza tra il Valore Contabile degli Assets e quello dell'Equity, più il Valore di Mercato dell'Equity:

$$QMVA = (Valore Contabile Assets - Valore Contabile Equity) + Valore di Mercato Equity$$

perdere. In altre parole, la *MES* è un indice che incorpora esplicitamente la sensibilità dei rendimenti bancari alla distribuzione delle perdite del mercato. Nella pratica, essa è la perdita attesa dei rendimenti bancari nei giorni in cui il rendimento del mercato sperimenta l' $n\%$ dei suoi peggiori giorni di trading. In questo caso, la proxy al portafoglio di mercato scelta dagli autori è l'MSCI Europe Index; la *MES*, quindi, è la media dei rendimenti di ogni banca, nei giorni in cui il rendimento dell'indice è sceso al di sotto del *VaR* calcolato con un intervallo di confidenza di $(1-n)$. Ad esempio, se si volesse calcolare la *MES* sui rendimenti r di una banca i con un intervallo di confidenza del 95%, la formula sarebbe la seguente:

$$MES_{5\%}^i = -\frac{1}{\#giorni} \sum_t r_t^i \quad , \quad t \in \{5\% \text{ dei giorni peggiori del mercato}\}$$

Intuitivamente, è possibile capire il legame tra queste due variabili e la *RSES*. Infatti, i rendimenti realizzati da una banca in un periodo di crisi, che saranno per definizione negativi, ovvero perdite del valore di mercato dell'equity, risentiranno:

- 1) Del livello di debito contratto dall'istituzione precedentemente a una crisi di sistema, che andrà successivamente restituito ai creditori contribuendo a potenziali perdite di capitale (leverage ratio);
- 2) E della sensibilità di ciascuna banca alle perdite sperimentate dagli altri partecipanti al sistema (Marginal Expected Shortfall).

Una volta spiegata la logica sottostante al modello utilizzato, non resta che verificare se e con quale intensità esiste tale relazione tra le variabili presentate. Le sezioni successive seguono le fasi implementate da Acharya e Steffen in “Analyzing Systemic Risk of the European Banking Sector” (2012). In particolare, ho scelto di applicare tali concetti in un contesto temporale diverso da quello analizzato dagli autori finora, in modo da verificare che tale relazione sussista anche in altri periodi.

3.2 Dati e Statistiche Descrittive

Il campione scelto ed utilizzato in questa parte dell'elaborato è, in pratica, identico a quello presentato in Acharya e Steffen (2012): ovvero 57 banche quotate in diversi paesi Europei¹⁸ e a cui le istituzioni europee hanno sottoposto gli Stress Test del 2010 e 2011.

Le informazioni raccolte¹⁹ sono state divise in due gruppi: i dati pre-crisi e i dati di crisi. I primi sono compresi nel periodo che va da Gennaio 2009 al 31 Ottobre 2010, mentre i secondi, che rappresentano la crisi sistemica vera e propria, sono relativi al periodo che va da Novembre 2010 al 30 Giugno 2012. Questi due diversi periodi coincidono con dei momenti particolari dell'andamento dei mercati finanziari e delle economie europee in generale: infatti il periodo pre-crisi rappresenta il cuore della crisi del debito pubblico greco; mentre il secondo periodo rappresenta l'escalation sistemica degli altri paesi cosiddetti GIPSI.

Seguendo l'approccio degli autori ho costruito 4 misure di rischio basate su dati di mercato²⁰. Tali misure rappresentano le variabili esplicative che influenzerebbero, in teoria, i rendimenti futuri; esse sono:

- **ES** - l'Expected Shortfall, ovvero la Perdita Attesa dei rendimenti giornalieri di ciascuna banca, calcolata con un intervallo di confidenza del 99%, 95% e 90%;
- **Vol** - la Volatilità annualizzata dei rendimenti giornalieri delle banche;
- il **Beta** delle azioni, ovvero il rapporto tra la covarianza dei rendimenti di ciascuna banca e l'MSCI Europe Index e la varianza dei rendimenti di mercato;
- **MES** - la Marginal Expected Shortfall, presentata nelle sezioni precedenti come la media dei rendimenti azionari quando il rendimento di mercato sta sotto il primo, il quinto e il decimo percentile.

¹⁸ sono state eliminate 6 banche dal campione originale per l'irreperibilità di alcuni dati dalle piattaforme disponibili.

¹⁹ I prezzi giornalieri, gli indici e le informazioni di bilancio utilizzati per condurre l'analisi sono stati scaricati interamente da Bloomberg

²⁰ in particolare sui rendimenti giornalieri delle banche nel periodo Pre- Crisi

Le altre variabili di rischio sono state dedotte dai bilanci delle banche:

- il Leverage Ratio (**LVG**), calcolato seguendo l'approccio degli autori come il rapporto tra Quasi-Market Value degli Assets e il Market Value of Equity;
- un secondo indice di leva, calcolato come rapporto tra valore contabile del debito e il valore di bilancio degli asset (**LVG2**);
- il logaritmo naturale del valore di bilancio degli asset di ogni banca (**Log Assets**).

Queste ultime variabili sono rappresentati da dati puntuali e si riferiscono all'ultimo bilancio pubblicato al 31 Ottobre 2010.

Infine, ho ricavato dai rendimenti giornalieri durante il periodo di crisi sistemica (Novembre 2011 – Giugno 2012) la Realized Systemic Expected Shortfall, così come spiegato nel *paragrafo 1*.

La *tabella A*, presentata dell'appendice, mostra alcune statistiche descrittive riguardanti le variabili appena presentate. Il dato sicuramente più interessante è il valore medio dei rendimenti realizzati dal pool di banche, la *RSES*, che è prossimo a -50% del valore iniziale, toccando un massimo di -98,2% per Irish Life and Permanent (ILP). Nella tabella, così come è solito fare per le misure di perdita attesa, la *RSES* è mostrata con il segno positivo, ad indicare l'impatto della perdita in valore assoluto; nonostante questo, è bene ribadire che i rendimenti realizzati nel periodo di crisi sono stati prevalentemente negativi. In media, le banche hanno visto dimezzarsi il valore di mercato delle proprie azioni nel periodo di crisi; per la banca irlandese ILP, invece, la svalutazione è stata altissima, annullando quasi del tutto il prezzo di mercato rispetto al periodo pre-crisi.

Un altro dato evidentemente importante è il valore massimo assunto da *LVG*, ovvero 439, per Allied Irish Bank che ha avuto un tracollo del valore del proprio titolo azionario di circa l'80%. Oltre che suggerire un preventivo legame tra il grado di leva finanziaria e la performance azionaria durante una crisi sistemica, che verrà dimostrato e quantificato nella fase di implementazione del modello di regressione, va segnalato come in questi due esempi siano state due istituzioni irlandesi ad avere avuto i valori peggiori.

La *tabella B*, invece, mostra il grado di correlazione tra le diverse variabili. I risultati rappresentati in questa tabella sono molto importanti, specialmente se si opera un paragone con il lavoro precedente di Acharya e Steffen (2012). A tratti tali risultati sono stati rilevantemente diversi; infatti, la *RSES* sembra avere in questo caso un altissimo grado di correlazione con le variabili ex ante *ES 10%* (la perdita attesa calcolata con un livello di confidenza del 90%), *LVG* e *Log Assets*. Questo dato smentisce i risultati provenienti dall'analisi degli autori: in quel caso, infatti, viene mostrato come la *RSES* sia stata correlata maggiormente con la variabile *MES* rispetto che con *ES*. Purtroppo non è semplice capire il motivo della disparità dei risultati, ma, nelle fasi successive dell'analisi, verrà mostrato quanto sia indispensabile la *MES* nello spiegare i rendimenti futuri.

3.3 Misurare il rischio sistemico

3.3.1 Implementazione del Modello

Nella fase successiva, seguendo sempre l'approccio proposto originariamente da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson (2010), ho cercato di comprendere quali sono le variabili che hanno influenzato il rendimento delle banche durante il periodo di crisi e se i risultati ottenuti sono coerenti con quelli da loro conseguiti nell'analizzare il sistema finanziario europeo.

Per dimostrare empiricamente le loro assunzioni teoriche, gli autori hanno utilizzato lo strumento del modello di regressione lineare. In questo caso, la variabile dipendente è il rendimento realizzato dalle 57 istituzioni finanziarie (*RSES*); le variabili esplicative sono le misure di rischio ex ante presentate prima, ovvero *ES*, *MES*, *LVG*, *Beta*, *Log Assets* e Vol^{21} .

Utilizzando tale approccio, in questa parte dell'elaborato mi sono concentrato sul testare diversi modelli di regressione, verificando il potere esplicativo delle singole variabili e

²¹ Tutti i parametri di regressione sono stati stimati mediante l'utilizzo del software statistico R

combinando linearmente le stesse, in modo da sfruttare le sinergie. La *tabella C* dell'appendice mostra i risultati dei vari test effettuati. Nonostante ci siano alcune differenze importanti provenienti dai risultati ottenuti rispetto ai lavori degli autori, i dati confermano, in ultima analisi, la validità del modello di Acharya et al.

Infatti, per quanto riguarda l'analisi di regressione univariata, si può notare come la variabile dipendente *RSES* venga spiegata in maniera forte dall'Expected Shortfall, dal grado di leva finanziaria e dal livello degli asset di ciascuna istituzione finanziaria²². In particolare, *LVG* e *Log Assets*, che spiegano rispettivamente il 9,36% e il 9,38% della variabilità totale dei rendimenti, confermano i risultati di Acharya e Steffen precedentemente ottenuti. Una novità, invece, è stata verificare come *ES* spieghi molto di più l'andamento dei rendimenti futuri rispetto a *MES*, dato che, quest'ultima, aveva un livello elevato di significatività nel contesto della crisi del 2008. Nell'analisi da me condotta, la sola *MES*, calcolata nei diversi quantili, risulta essere una variabile scarsamente significativa, arrivando addirittura ad avere un R^2 aggiustato negativo. Anche la volatilità sembra spiegare efficacemente l'andamento della *RSES*; le altre variabili, invece, risultano trascurabili perché mancano di significatività.

Nelle *sezione I* dell'appendice sono stati riportati alcuni grafici che rappresentano la relazione lineare tra le variabili esplicative e la *RSES*. I primi tre descrivono il legame tra l'Expected Shortfall calcolata con un intervallo di confidenza del 10%, il leverage ratio e il livello degli asset, cioè le variabili che, prese singolarmente, possiedono un R^2 aggiustato più alto. Inoltre, ho inserito anche il grafico che raffigura la relazione tra i rendimenti nel periodo di crisi e la Marginal Expected Shortfall, calcolata durante il 5% dei giorni in cui l'MSCI Europe Index ha avuto le performance peggiori. Quest'ultimo conferma, anche da un punto di vista grafico, che la relazione tra queste due variabili è abbastanza debole.

La situazione cambia drasticamente, però, quando vengono costruiti dei modelli combinando linearmente le variabili. Si può osservare dalla *tabella D*, che contiene i

²² Come detto in precedenza, nell'analisi viene considerato il logaritmo naturale del valore contabile degli Assets

parametri stimati delle regressioni multivariate, come il ruolo di alcune misure di rischio venga ribaltato in questo contesto.

Il risultato sicuramente più interessante è il potere esplicativo che la *MES* acquista quando viene affiancata da altre variabili. Infatti, i modelli che possiedono un R^2 aggiustato più alto sono proprio quelli in cui è presente anche questa variabile. In particolare, la *MES* calcolata con un intervallo di confidenza del 95% e del 90%, combinata linearmente alle variabili *LVG* e *Log Assets*, riesce a raggiungere un R^2 aggiustato del 23,88% e 22,38% rispettivamente. Il prodotto di questi test conferma quanto proposto teoricamente, e in seguito verificato empiricamente, da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson, ovvero che la *SES* di un'istituzione finanziaria viene spiegata esclusivamente dal grado di leva finanziaria e dalla Marginal Expected Shortfall, calcolata con un livello di significatività del 5%²³.

Inoltre, i segni dei coefficienti hanno un significato economico coerente: i rendimenti decrescono in maniera rilevante al crescere della Marginal Expected Shortfall e in maniera lieve al crescere del grado di leva finanziaria; mentre, tra *RSES* e *Log Assets* esiste una relazione positiva, che equivale a sostenere che i rendimenti realizzati sono minori quanto è minore il livello di Tangible Assets posseduti dalla banca. Volendo interpretare i rendimenti realizzati come Perdita Sistemica Attesa è facile capire che essa è tanto più alta quanto è alta la Perdita Marginale, ovvero il singolo contributo alle perdite del sistema apportata dall'istituzione, e quanto è alto il grado di leverage della stessa. Mentre, la perdita di valore di mercato dell'equity risulta minore quando si ha un sostanzioso ammontare di Asset a copertura delle potenziali perdite future, rappresentati in questo caso dalla variabile *Log Assets*.

È altresì importante notare che, mentre l'Expected Shortfall è una variabile che riesce da sola a spiegare meglio i rendimenti realizzati, quando essa è combinata linearmente ad altre variabili, l' R^2 aggiustato è più basso e le variabili che compongono il modello sono scarsamente significative.

²³ La variabile *Log Assets*, presente anche nel modello finale degli autori, è da sempre stata interpretata come un termine di aggiustamento al grado di leverage ratio

Infine, il modello 21 della *tabella D*, che contiene le variabili *MES10*, *LVG2* e *Log Assets*, va ugualmente preso in considerazione, nonostante spieghi in maniera lievemente meno efficace la variabilità dei rendimenti. Tale modello è stato costruito mediante variabili che non sono state utilizzate nell'analisi di Acharya e Steffen e, quindi, crea nuove possibilità di estendere l'analisi del rischio a misure diverse.

A questo punto, essendo l'obiettivo di questa sezione quello di prevedere al meglio i rendimenti bancari futuri, ho utilizzato i coefficienti del modello 14 della *tabella D* per calcolare la migliore stima possibile della *SES*. Per ciascuna banca, la stima della Perdita Attesa Sistemica è data dalla seguente formula:

$$SES^i (Fitted) = -1,33 - 6,6705 \cdot MES_{5\%}^i - 0,0001 \cdot LVG^i + 0,0907 \cdot Log Assets^i$$

dove le variabili *MES5*, *LVG* e *Log Assets* sono state calcolate nel periodo relativo alla fine di Ottobre 2010.

La *tabella E* mostra quali sono le 20 banche che avrebbero avuto un'esposizione al rischio sistemico maggiore secondo questo modello; la *tabella F*, invece, ordina le banche a seconda della *RSES*, ovvero del rendimento realizzato durante la crisi. Ciò che è immediato osservare è che le prime tre banche, in ordine di Perdita Attesa stimata, sono istituzioni finanziarie di nazionalità irlandese. Inoltre, osservando le prime dieci istituzioni della *tabella E*, si può notare che le posizioni sono occupate prevalentemente da banche con sede legale in uno dei Paesi GIPSI, in particolare Italia, Irlanda e Grecia. Confrontando le due tabelle, si può constatare che moltissime banche sono in entrambe le classifiche. La stima proposta è, in effetti, abbastanza realistica: difatti, tra le prime 20 istituzioni che hanno realizzato i rendimenti più bassi durante la crisi dell'Eurozona, 11 sarebbero potute essere identificate dal modello degli autori.

Nel dettaglio, durante il periodo che va dal 2010 ai primi mesi del 2011, l'Irlanda ha nazionalizzato le maggiori banche private del paese in modo da garantire loro la liquidità necessaria all'ordinaria amministrazione. Proprio Allied Irish Bank ha ricevuto 3,7 miliardi di euro nel 2009, altri 6,1 miliardi nel febbraio del 2010 ed, infine, il governo irlandese ha deciso il 23 dicembre 2010 di acquisire il 92,8% del controllo della società, pagando 85 miliardi di euro. Allied Irish Bank è stata, in effetti, la banca

più colpita dalla crisi perché era la più esposta al mercato immobiliare; con lo scoppio della bolla, la banca si è ritrovata con un buco di 10 miliardi di euro, che è aumentato a 13 miliardi dopo la crisi del debito greco. Stessa sorte è toccata, prima, a Bank of Ireland e, successivamente, ad Irish Life and Permanent, salvate congiuntamente con altri 90 miliardi di euro nel 2011.

Per quanto riguarda, invece, la presenza delle banche greche tra le cosiddette Systemically Important Financial Institutions, cioè gli intermediari finanziari più rilevanti da un punto di vista di connessioni e di esposizione al rischio sistemico, è facile intuire quale sia la causa di rendimenti così bassi. L'elemento preoccupante di queste società è stato senza alcun dubbio l'esposizione al cosiddetto "rischio paese" scaturito dai titoli governativi in bilancio; ad esempio, Eurobank deteneva, nel 2011, 8 miliardi di euro di titoli di stato greci, Alpha Bank 4,6 miliardi, mentre Piraeus ne ha acquistati 8,8 miliardi. Già nel 2010, il governo ellenico aveva firmato un maxi assegno da 23 miliardi di euro per salvare dal baratro National Bank of Greece, EFG Eurobank Ergasias, Alpha Bank, Piraeus Bank e Agricultural Bank of Greece. Nel 2011, in seguito al declassamento di moltissime banche greche (anche al grado CCC), la dipendenza delle banche greche dal rubinetto di ultima istanza della BCE si è fatta sempre più accentuata. L'incidenza dei finanziamenti della Banca Centrale Europea al sistema creditizio greco è arrivato a livelli impensabili solo fino a qualche tempo prima. Si calcola che, gli aiuti totali conferiti alla Grecia, siano stati di circa 95 miliardi di euro, andando a rappresentare ben il 18% del totale degli attivi di bilancio. Quasi un quinto dei rifornimenti alle fragili banche elleniche proveniva da Francoforte. Ecco perché, nella *tabella E*, si possono riconoscere alcune istituzioni finanziarie tedesche che, evidentemente, hanno subito una svalutazione del proprio valore di mercato a causa di queste operazioni.

3.3.2 La Capital Shortfall

Come descritto in precedenza, il modello di Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson misura il rischio sistemico di un'istituzione finanziaria tramite il grado di sottocapitalizzazione della stessa. Un'applicazione molto importante proposta dagli

autori è la misurazione del valore di mercato del deficit di capitale, ovvero dell'ammontare per il quale una banca è sottocapitalizzata rispetto a una determinata soglia (o *target value*). Tale somma viene ricavata, nella pratica, attraverso il calcolo della cosiddetta Capital Shortfall (*CS*).

Per calcolare tale ammontare, si ipotizzano diverse quote del rapporto tra valore di mercato dell'equity e valore contabile degli asset (*MV/TA*), che è chiesto a ciascuna banca di dover mantenere per ragioni prudenziali, ad esempio 4%, 6%, 8%, 10% e 12%. Il rapporto *MV/TA* rappresenta il valore target minimo che deve essere mantenuto dalle banche, in modo che non si propaghino gli effetti di un'eventuale crisi individuale al resto del sistema. Moltiplicando queste quote per il livello di Tangible Assets ex ante alla crisi di ogni banca, si ottiene l'ammontare di equity a valori di mercato che, a seconda dei diversi scenari ipotizzati, corrisponde alla soglia minima richiesta per essere considerati non rischiosi.

La Capital Shortfall, quindi, viene calcolata come differenza tra l'Adjusted MV, ovvero il valore di mercato dell'equity ex post la crisi²⁴, e il *MV** dell'equity corrispondente ai diversi rapporti di *MV/TA*²⁵.

$$CS^i = MV^{*i} - Adj.MV^i$$

In sostanza, la Capital Shortfall indica qual è stato l'ammancio di capitale, per ciascuna istituzione finanziaria, causato dagli eventi della crisi dell'Eurozona. A livello aggregato, si può ricavare il deficit di capitale di un sistema sommando le *CS* di ogni istituzione finanziaria in corrispondenza di un certo rapporto *MV/TA*. Ancora una volta, va sottolineato come si riproponga la logica sottostante al modello: il grado di sottocapitalizzazione di un sistema è la somma algebrica delle predisposizioni individuali di ogni banca ad essere sottocapitalizzate. In altri termini, il rischio sistemico di un mercato, come quello europeo, può essere decomposto mediante il contributo al rischio di ogni entità che ne fa parte.

²⁴ calcolato come $MV \times (1 + RSES)$

²⁵ Questo valore si ottiene, come detto in precedenza, moltiplicando il livello delle attività bancarie per la relativa quota (4%,6%,8%,10%,12%).

Se una banca ha un MV/TA ratio minore della soglia richiesta prima che la crisi si verifichi, sappiamo a priori che essa risulterà essere sottocapitalizzata in seguito. I rendimenti futuri, infatti, che per definizione saranno negativi, renderanno il valore di mercato dell'equity ancora più basso e inadeguato.

Dopo aver calcolato la CS per ogni istituzione finanziaria e per ogni rapporto di MV/TA , ho riordinato le banche usando come criterio la perdita di capitale media²⁶. Nella *tabella F* dell'appendice sono state riportate le 20 banche che hanno avuto una Capital Shortfall media maggiore. Osservando tali istituzioni finanziarie, da un punto di vista qualitativo, si può riconoscere che esse sono rinomatamente dei colossi. Da una prospettiva più tecnica, si può osservare che per queste banche l'ammontare totale delle attività in bilancio e del valore di mercato dell'equity siano tra i più alti del campione e, in generale, della maggior parte delle aziende europee. Una spiegazione a tale tipo di risultato può essere che, essendo banche operanti a livello globale, esse possedessero in bilancio un'elevata quantità di titoli che, al tempo della crisi, potevano essere esposti ad altrettanti fattori di rischio. È probabile che il mercato abbia reagito a tale esposizione rilevante, scontando il prezzo delle azioni di queste banche in borsa. Per questo motivo il modello che si sta utilizzando, in qualche modo tiene in considerazione anche il livello e il numero di connessioni esistenti tra le istituzioni finanziarie di un campione e in un determinato luogo geografico (in questo caso l'Europa).

Infine, come si può constatare dall'elenco completo delle Capital Shortfall nella terza sezioni dell'appendice, sono state rilevate 7 banche che hanno realizzato una CS negativa. In altre parole, queste banche non possono essere considerate sottocapitalizzate durante il periodo di crisi sistemica, rispetto alle soglie ipotizzate in questo contesto. In moltissimi casi, addirittura, il rapporto $Adj.MV/TA$ è stato al di sopra del 100%; ciò significa che il valore dell'equity di queste banche è stato sopravvalutato dal mercato in seguito agli eventi sistemici considerati, essendo addirittura superiore alla totalità degli asset bancari.

²⁶ Calcolata come media aritmetica delle CS corrispondenti ai diversi rapporti MV/TA target.

La determinazione della Capital Shortfall offre diversi spunti di riflessione riguardanti alcune potenziali misure regolamentari. Se, come affermano gli autori nei loro lavori, il driver principale del rischio sistemico fosse il grado di sottocapitalizzazione delle banche, la *CS* rappresenterebbe uno strumento efficace per prevenire livelli troppo bassi di *MV/TA*. Imponendo alle banche un certo rapporto target, le istituzioni si assicurerebbero un sistema meno sottocapitalizzato anche nei periodi di crisi. In particolare, se si escludono le istituzioni finanziarie che prima della crisi avevano un rapporto *MV/TA* di gran lunga superiore alle soglie richieste, ho calcolato il *target value* che avrebbe reso la perdita di capitale aggregata uguale a zero, cioè il 4,49%. Richiedendo un buffer di capitale alle istituzioni finanziarie coerente con questo valore, il sistema finanziario avrebbe potuto compensare le perdite aggregate.

È chiaro che le banche, dal canto loro, avrebbero due metodi per aggiustare tale rapporto: intervenire sul livello degli asset diminuendo l'importo totale, o aumentare la capitalizzazione di mercato in borsa. Le conseguenze di una strategia piuttosto che dell'altra esulano dalla trattazione di questo elaborato, ma potrebbero rappresentare un spunto di riflessione per gli studi successivi.

3.3.3 Il rischio sistemico nei diversi paesi europei

Per concludere questa sezione, è interessante sapere quali sono stati i paesi che più di tutti hanno avuto un'esposizione al rischio sistemico più alto.

L'evento della crisi dei mercati finanziari europei ha avuto un impatto rilevante sulle politiche di Bilancio Pubblico dei paesi. Infatti, i governi sono responsabili del supporto alle proprie banche quando queste si trovano in situazioni di difficoltà. Ciò significa che, quando un'istituzione è incapace di provvedere all'aumento di capitale nei mercati privati, è lo Stato a doversi accollare tale esborso, ad esempio attraverso salvataggi pubblici. È necessario, quindi, cercare di ricavare una misura delle potenziali esternalità negative derivanti dal contributo al rischio sistemico individuale di ogni banca in un paese. In altre parole, nel seguito della trattazione verrà mostrata una misura che tiene

conto delle perdite sostenute da uno Stato quando un'istituzione finanziaria fallisce all'interno dei propri confini geografici e di giurisdizione.

Nella *tabella G* sono elencati i 18 paesi nei quali sono site le banche del campione, ordinati secondo la Perdita Realizzata, cioè il prodotto tra il rendimento realizzato durante la crisi e il valore di mercato dell'equity. Essa è, in sostanza, una misura di quanto è diminuito il *market value* della singola banca nel periodo di crisi; a livello aggregato, ovvero sommando le perdite delle diverse istituzioni facenti parte di uno stesso paese, si può calcolare qual è stata la perdita di capitale all'interno dello stesso paese. Per quanto riguarda i valori degli asset aggregati (*TA*) e del capitale sociale a valori contabile aggregato (*BV*) che compaiono in questa tabella, sono stati calcolati anch'essi come la somma dei relativi valori di ogni singola banca con sede in un determinato paese. Mentre, *RSES*, *MES* e *LVG* sono la media dei valori di tali variabili per le banche di uno stesso stato.

Nel periodo di crisi, il sistema nel suo insieme ha perso un totale di circa 10 miliardi di euro, calcolato come la somma di tutte le perdite realizzate dalle banche nei vari stati. I tre paesi peggiori sono stati il Regno Unito, la Spagna e l'Ungheria; in particolare, il Regno Unito è responsabile per il 68% della perdita totale del sistema, mentre i tre paesi peggiori, insieme, hanno avuto un contributo al rischio del 96%, calcolato come il rapporto tra la perdita di capitale di uno stato e la perdita aggregata del sistema.

Nella *tabella H*, invece, ho utilizzato il modello presentato nelle sezioni precedenti per calcolare il valore della perdita predetta utilizzando i dati ex ante la crisi. In questo caso, la Predicted Shortfall è il prodotto tra la *Fitted SES*²⁷ e il *MV* dell'equity delle diverse banche, ovvero la perdita di capitale predetta dal modello di Acharya, Perdersen, Philippon e Richardson.

Il primo dato importante è che la perdita predetta aggregata è stata di circa 14 miliardi di euro, leggermente più alta di quella realizzata. Il modello, quindi, tende a sovrastimare la perdita per il campione preso in considerazione. Tuttavia, in entrambe le tabelle, i tre paesi peggiori sono identici e il loro contributo al rischio stimato è di circa il 95%.

²⁷ Ricavata utilizzando il modello 14 della tabella D delle appendici

Questi risultati, da un lato convalidano quanto riportato nel lavoro di Acharya e Steffen, che hanno analizzato lo stesso campione di banche in un periodo precedente. Anche in quel caso, il Regno Unito e la Spagna figuravano tra le peggiori tre nazioni in termini di perdite realizzate e predette. Dall'altro lato, però, mentre il Regno Unito nel 2008 aveva un contributo al rischio del 25%, in questo caso è stato registrato un dato molto più alto, ovvero il 75% per la Perdita Predetta, e il 68% per quella realizzata.

È chiaro, quindi, che gli intermediari finanziari del Regno Unito hanno avuto un ruolo importante durante gli eventi conseguenti alla crisi dell'Eurozona. Il capitale perso dalle banche britanniche è stato di circa 7 miliardi di euro in termini di valutazione di mercato, quando la perdita totale di tutte le banche è stata di 10 miliardi. Il motivo principale per cui è stato proprio questo paese ad aver realizzato una perdita maggiore è da attribuire, principalmente, all'entità del capitale totale. Infatti, le banche del Regno Unito, insieme, avevano una capitalizzazione di mercato di circa 21 miliardi di euro prima della crisi, ovvero il 73% del capitale aggregato. Non bisogna sorprendersi, perciò, se, conseguentemente all'evento sistemico, questo paese ha dovuto sostenere la perdita maggiore in termini assoluti. Difatti, osservando ancora le *tabelle G e H*, ci si rende conto che i rendimenti realizzati in UK sono stati ben più alti di quelli di altri paesi, le cui perdite assolute sono state più esigue. Nonostante questa considerazione, bisogna rilevare il periodo di difficoltà finanziaria che ha effettivamente passato il Regno Unito negli ultimi anni. Già nel 2008, in seguito agli avvenimenti relativi alla crisi dei mutui subprime, la Gran Bretagna aveva dovuto nazionalizzare Northern Rock, con un costo di 73 miliardi di euro. Il motivo era stato il numero di prelievi da parte dei clienti, un vero e proprio fenomeno di "bank run" scatenato dalla paura che si verificassero le stesse condizioni che hanno caratterizzato il settore dei depositi statunitense. Ma l'elemento più importante, in questo contesto, è rappresentato dagli eventi che hanno coinvolto la vicina Irlanda. Il susseguirsi di crisi e i conseguenti salvataggi pubblici, nazionalizzazioni e fermo di depositi, hanno contribuito al "contagio" della clientela inglese. Il sentimento di paura per una crisi avvenuta così vicina geograficamente, e potenzialmente vicina nei rapporti giuridici tra le istituzioni finanziarie dei paesi, ha depresso l'offerta di fondi da parte dei risparmiatori privati. Inoltre, già tempo prima l'Irlanda, per incentivare il pubblico a prestare il denaro agli istituti più importanti, aveva promesso offerte molto vantaggiosi per chi acquistava

azioni bancarie di nuova emissione, garantendo questi titoli per ben due anni. Il risultato è stato una “migrazione” dei risparmi delle famiglie britanniche verso l’isola verde e la conseguente mancanza di fondi disponibili all’industria finanziaria UK.

Conclusion

In questo capitolo dell’elaborato, ho utilizzato il modello introdotto da Acharya, Pedersen, Philippon e Richardson per calcolare l’esposizione al rischio sistemico delle banche europee nel periodo della crisi del 2011. I risultati ottenuti confermano che la SES è una misura molto utile per identificare le istituzioni finanziarie sistemicamente rilevanti (SIFI)²⁸, calcolare l’ammontare del deficit di capitale di un sistema durante un evento estremo e costruire classifiche per individuare il rischio sistemico di un paese.

L’obiettivo di questa sezione era dimostrare che il modello potesse prevedere parte delle esternalità negative causate dalla crisi delle istituzioni finanziarie dei paesi “GIPSI”. I test effettuati sul campione preso in considerazione hanno avvalorato la tesi degli autori; la versione del modello originale è, in effetti, la migliore stima possibile dei rendimenti delle banche. Tuttavia, si è dimostrato, in questo contesto, che anche altre variabili hanno un potere predittivo piuttosto forte. Negli sviluppi futuri, si potrebbe pensare di integrare anche queste ultime per avere una stima ancora più forte.

Resta il fatto che, utilizzando la Systemic Expected Shortfall così come proposta dagli autori, ho potuto dimostrare che, quelle che ho identificato come istituzioni finanziarie sistemicamente rilevanti, sono state in effetti quelle che hanno beneficiato più di tutti degli aiuti da parte dei propri stati. Inoltre, ho mostrato come questi ultimi siano prevalentemente i paesi cosiddetti “GIPSI”. Questo risultato è, a mio avviso, molto importante. Infatti, l’obiettivo principale del lavoro degli autori era di dimostrare che esiste una connessione tra il grado di sottocapitalizzazione delle istituzioni finanziarie e il rischio sistemico, unitamente alla determinazione delle esternalità negative causate dalla crisi delle SIFI. In questo contesto, si è potuto dimostrare che la capitalizzazione di

²⁸ Systemically Important Financial Institutions

mercato delle banche “GIPSI”, scesa rovinosamente durante la crisi dell’Eurozona, è stata la causa del susseguirsi di ricapitalizzazioni, iniezioni di liquidità e garanzie aggiuntive ai debiti forniti da Grecia, Irlanda, Portogallo, Spagna e Italia tra il 2011 e il 2012.

È inevitabile pensare al ruolo assunto dalle Istituzioni alla luce dei risultati esposti. Una questione interessante, che tuttavia esula dall’obiettivo di questa tesi, è chiarire quali sono state, o sarebbero, le restrizioni imposte alle istituzioni finanziarie in seguito agli aiuti forniti e come queste influenzano ogni giorno l’attività delle banche. Senza dubbio, il driver di rischio su cui concentrarsi e intervenire a livello regolamentare, secondo quanto emerge dall’analisi, è la capitalizzazione di mercato delle banche. In futuro è auspicabile, a mio avviso, che si possano creare meccanismi disincentivanti ad avere un valore di mercato dell’Equity troppo basso, come parte di una serie di regole atte a prevenire il rischio sistemico negli intermediari finanziari.

Considerazioni Conclusive

L'obiettivo di questo lavoro è quello di misurare il rischio sistemico nei mercati finanziari europei durante la crisi dell'Eurozona, che ha coinvolto le economie dei diversi paesi attraverso le esternalità negative che si sono propagate all'interno del sistema.

Applicando il modello della Systemic Expected Shortfall è stato possibile misurare il rischio sistemico che si riflette nelle performance azionarie degli intermediari finanziari, attraverso un indice comune che segnala l'ammancio di capitale individuale durante una crisi finanziaria. Inoltre, è stato dimostrato che la *SES* risente delle caratteristiche di composizione del bilancio di un'impresa finanziaria, con particolare riguardo per il grado di leva finanziaria, e della sensibilità che il valore di mercato delle sue azioni ha nei confronti delle perdite realizzate dal sistema in cui opera.

Le imprese finanziarie, per loro natura, sono delle entità che conducono operazioni molto rischiose. Le conseguenze negative di tali rischi non sono sempre a carico degli azionisti, bensì rientrano, in alcune circostanze, tra le responsabilità di un governo. La regolamentazione finanziaria corrente ha l'obiettivo di limitare il rischio individuale delle istituzioni in un sistema. A meno che le potenziali esternalità negative derivanti dal proprio fallimento non vengano internalizzate da queste ultime, ogni impresa avrà un incentivo a prendere i rischi che la loro attività richiede.

La crisi individuale di un'istituzione finanziaria, in questo contesto, è rappresentata dal crollo delle proprie azioni in borsa a seguito dello shock causato dalle notizie riguardanti le difficoltà finanziarie delle imprese greche. Il contagio a livello sistemico si è mosso attraverso il canale della *MES*, la sensibilità di una banca alle perdite sostenute dalle altre istituzioni, ed è stato amplificato dalle caratteristiche che attengono la composizione delle fonti di finanziamento e il grado di leva finanziario. Le esternalità negative di cui si è a lungo parlato, invece, sono rappresentate dal costo sostenuto da molti paesi per cercare di salvare le proprie economie. Infatti, da un punto di vista microeconomico, le scelte individuali delle istituzioni finanziarie e di un governo statale sono in contrasto per una ragione essenziale: i proprietari della banca, in caso di

fallimento, non rispondono interamente per i danni causati, ma solo nei limiti del capitale sociale residuo; per il governo invece, che pone garanzie su alcune fonti di finanziamento, ad esempio i depositi delle famiglie, il fallimento di un'istituzione finanziaria rappresenta un costo legato proprio a questo tipo di impegno preso. Da qui la necessità di legare la regolamentazione vigente ad un meccanismo che disincentivi il *risk taking* delle istituzioni e ripartisca i costi delle esternalità negative tra i partecipanti al sistema.

Con l'ausilio del modello di Acharya et al. (2010) è stato possibile quantificare l'ammontare delle perdite in termini di valori di mercato del capitale sociale delle imprese finanziarie considerate. A livello aggregato, queste hanno visto i loro titoli azionari svalutarsi di 14 miliardi di euro in seguito al sentimento di sfiducia degli investitori, tipico di una crisi sistemica. I rapporti equity/asset hanno raggiunto livelli molto bassi, segnalando lo stato di sottocapitalizzazione delle istituzioni. In un contesto di crisi finanziaria, le istituzioni hanno avuto difficoltà a reperire ulteriori fondi nei mercati privati per investire in attività; questo le ha spinte, in alcuni casi, a dover chiedere aiuto ai governi dei propri paesi, che hanno agito tramite salvataggi e nazionalizzazioni. Ho potuto dimostrare che se fosse stato richiesto di mantenere un rapporto tra il valore di mercato del capitale di un'istituzione e il totale delle sue attività pari a 4,49%, il sistema avrebbe da solo fornito i mezzi necessari a compensare la caduta del valore delle azioni delle banche. Imponendo alle istituzioni di mantenere un certo valore di equity di mercato un'autorità regolamentare potrebbe impedire che queste si trovino in uno stato di sottocapitalizzazione durante una crisi finanziaria. Inoltre, attingendo ai fondi disponibili e creando delle riserve stabili, gli intermediari non dovrebbero ricorrere a tentativi disperati di finanziarsi a condizioni svantaggiose o, peggio, chiedere aiuto allo stato per evitare il fallimento.

Infine, ho potuto constatare dai ranking che ho costruito, quali sono stati i paesi che hanno contribuito di più al rischio sistemico globale. È stata una sorpresa valutare che al primo posto comparisse il Regno Unito, contribuendo per il 68% al totale delle perdite del sistema. Conducendo un'indagine più approfondita ho potuto riscontrare quale fosse la causa di perdite così ingenti. Il mercato finanziario britannico, negli ultimi anni, è stato letteralmente "schiacciato" dagli effetti negativi provenienti da due diversi fronti:

la crisi dei mutui subprime americani, prima, ha depresso il valore delle attività in cui molte banche inglesi avevano precedentemente investito; gli eventi riguardanti la più vicina Irlanda, successivamente, hanno causato una perdita di fondi affluenti le istituzioni finanziarie, per via delle condizioni più vantaggiose che offriva l'isola adiacente riguardo le azioni bancarie di nuova emissione. Il crollo del grande mercato finanziario britannico rappresenterebbe di certo un danno per il sistema Europa spaventoso; non c'è da meravigliarsi, quindi, se la sensibilità ai mutamenti di mercato delle aziende che vi operano è molto alta.

Per concludere la trattazione, si rimanda ancora una volta al ruolo delle autorità di regolamentazione finanziaria e ai meccanismi di controllo preventivi del rischio sistemico che possono implementare. Dai risultati prodotti in questo elaborato, è possibile sintetizzare i *driver* che potrebbero essere monitorati per identificare ed evitare gli eventi sistemici:

- In generale, il ricorso all'indebitamento dovrebbe essere disincentivato all'interno del sistema finanziario europeo, poiché è ormai largamente riconosciuto come una delle cause di molte crisi finanziarie;
- Dovrebbero essere imposti dei requisiti di capitali seguendo un approccio non uniforme, in cui si richiede alle istituzioni più grandi e interconnesse di mantenere delle caratteristiche di composizione di bilancio più rigide;
- Si potrebbe imporre un buffer di capitale, che sia controciclico e sempre proporzionale alla grandezza e al grado di interconnessione di un intermediario, che costringa le istituzioni a costruire delle riserve che le aiutino a sostenere le potenziali perdite derivanti da una crisi sistemica.

Il seguente lavoro può estendersi, nel futuro, in diverse direzioni. Innanzitutto, la constatazione che esistono altre misure capaci di catturare il rischio sistemico emergente dai rendimenti azionari non deve essere trascurata; il modello proposto potrebbe essere arricchito se si riuscisse a trovare un'ulteriore evidenza che esistono altri indici capaci di cogliere l'esposizione al rischio delle banche. Inoltre, il grado di interconnessione tra le istituzioni finanziarie potrebbe essere colto dai prezzi di altri titoli, che non siano quelli azionari analizzati in questo elaborato, ad esempio le opzioni o i Credit Default Swap. Infine, la mia opinione è che si dovrebbe indagare più approfonditamente la

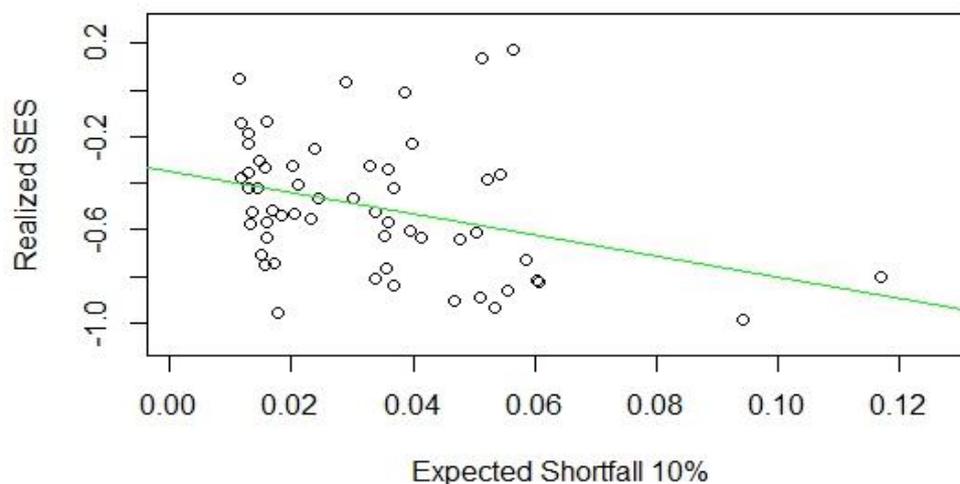
struttura del debito delle imprese finanziarie: un rilevante limite al modello presentato è che esso non distingue tra debito a breve e a lungo termine; in effetti, molto spesso è la composizione e l'ammontare dei finanziamenti a brevissimo termine che rappresenta al meglio il grado di robustezza di un'istituzione finanziaria.

Appendice

Sezione I

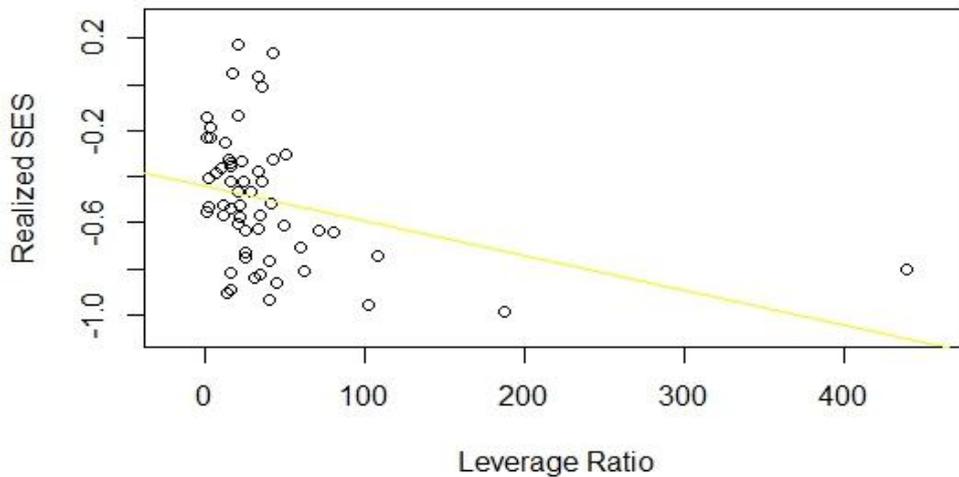
In questa sezione ho raccolto alcuni grafici che rappresentano la relazione tra la Realized SES e le variabili di rischio principale. La RSES è il rendimento realizzato nel periodo della crisi, ovvero novembre 2010-giugno 2012; ES, LVG, Log Assets e MES sono state calcolate ex ante l'evento sistemico, nel periodo gennaio 2009-ottobre 2010.

Grafico a dispersione della relazione tra RSES e ES



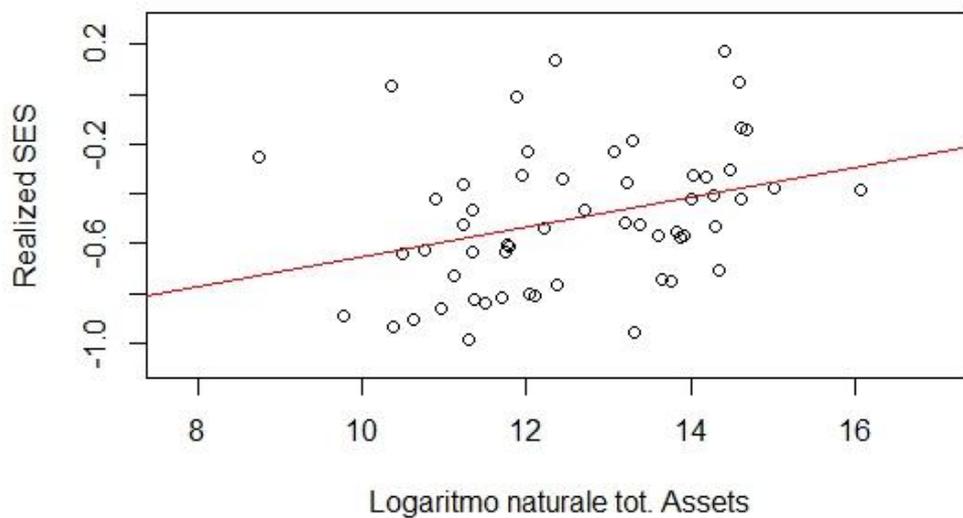
```
Grafico 1: plot(ES10, Realized.SES, xlim=c(min(ES10)-0.01, max(ES10)+0.01),  
ylim=c(min(Realized.SES)-0.1, max(Realized.SES)+0.1),  
xlab="Expected Shortfall 10%", ylab="Realized SES", main="Grafico a dispersione  
della relazione tra RSES e ES")  
abline(regr3, lwd=1.8, col="green")
```

Grafico a dispersione della relazione tra RSES e LVG



```
Grafico 2: plot(LVG, Realized.SES, xlim=c(min(LVG)-20, max(LVG)+20),  
ylim=c(min(Realized.SES)-0.1, max(Realized.SES)+0.1),  
xlab="Leverage Ratio", ylab="Realized SES", main="Grafico a dispersione della re  
lazione tra RSES e LVG")  
abline(regr9, lwd=1.8, col=" yellow")
```

Grafico a dispersione della relazione tra RSES e Log Asset



```
Grafico 3 plot(Log.Assets, Realized.SES, xlim=c(min(Log.Assets)-1, max(Log.Assets)+1  
)  
,  
ylim=c(min(Realized.SES)-0.1, max(Realized.SES)+0.1),  
xlab="Logaritmo naturale tot. Assets", ylab="Realized SES", main="Grafico a disp  
ersione della relazione tra RSES e Log Assets")  
abline(regr11, lwd=1.8, col="red")
```

Grafico a dispersione della relazione tra RSES e MES

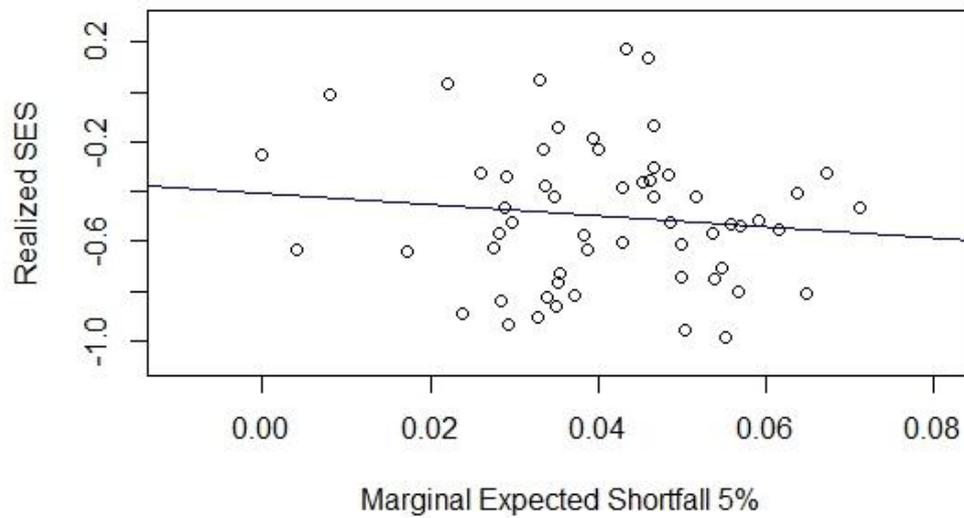


Grafico 4: `plot(MES5, Realized.SES, xlim=c(min(MES5)-0.01, max(MES5)+0.01), ylim=c(min(Realized.SES)-0.1, max(Realized.SES)+0.1), xlab="Marginal Expected Shortfall 5%", ylab="Realized SES", main="Grafico a dispersione della relazione tra RSES e MES")`
`abline(regr6, lwd=1.8, col="dark blue")`

Sezione II

Tabella A: sono raccolte le principali misure statistiche descrittive delle variabili utilizzate in questo capitolo dell'elaborato. Ad eccezione della RSES che è stata calcolata nel periodo della crisi dell'Eurozona, il resto dei risultati è stato calcolato ex ante l'evento sistemico. RSES, MES ed ES sono espressi con il segno meno davanti per indicare l'entità delle perdite.

	Media	Mediana	St. Dev.	Min	Max
RSES	49.87%	52.54%	0.283	-17.22%	98.20%
MES 1%	5.61%	5.85%	0.028	-0.80%	11.35%
MES 5%	4.07%	4.01%	0.015	0.00%	7.12%
MES 10%	3.21%	3.10%	0.013	0.15%	5.92%
ES 1%	6.87%	6.08%	0.044	2.76%	27.92%
ES 5%	4.48%	3.94%	0.026	1.79%	15.87%
ES 10%	3.31%	3.03%	0.021	1.14%	11.70%
Vol	0.5728	0.5377	0.230	0.1859	1.3429
Beta	1.4515	1.4889	0.557	0.0249	2.5648
LVG	38.68	23.70	62.228	1.12	438.83
LVG2	0.88	0.96	0.216	0.11	1.00
Log Assets	12.60	12.37	1.560	8.75	16.07

Tabella B: la tabella sottostante è la matrice di correlazione delle variabili prese in esame nella *sezione 2* di questo capitolo. Come si può notare, le variabili che hanno un legame più forte con RSES sono ES, LVG, Log Assets e Vol.

	RSES	MES 1%	MES 5%	MES 10%	ES 1%	ES 5%	ES 10%	Vol	Beta	LVG	LVG2	Log Assets
RSES	1.0000											
MES 1%	-0.1517	1.0000										
MES 5%	0.1204	0.8734	1.0000									
MES 10%	0.1597	0.8112	0.9642	1.0000								
ES 1%	0.2976	-0.1686	0.0489	0.1820	1.0000							
ES 5%	0.3294	-0.2542	-0.0030	0.1221	0.9820	1.0000						
ES 10%	0.3397	-0.3303	-0.0766	0.0405	0.9566	0.9928	1.0000					
Vol	0.3223	0.4511	0.6779	0.7905	0.4947	0.4583	0.3901	1.0000				
Beta	0.1559	0.8092	0.9634	0.9736	0.1162	0.0681	-0.0038	0.7424	1.0000			
LVG	0.3313	0.0642	0.1763	0.3128	0.7317	0.6510	0.5943	0.5234	0.2310	1.0000		
LVG2	0.2263	-0.2619	-0.1592	-0.1792	0.2044	0.2278	0.2457	-0.1404	-0.1934	0.2663	1.0000	
Log Assets	-0.3315	0.6790	0.5429	0.4740	-0.3692	-0.4316	-0.4757	0.1354	0.5310	-0.1097	-0.2859	1.0000

Tabella C: la tabella sottostante riporta i risultati di una semplice regressione OLS univariata. La variabile dipendente è la RSES, ovvero i rendimenti realizzati da ciascuna banca nel periodo gennaio 2009-ottobre 2010, le variabili esplicative sono quelle elencate nella *sezione 3* di questo capitolo. ES1, ES5, ES10 sono, rispettivamente, l'Expected Shortfall calcolate con un livello di significatività di 1%, 5% e 10%; Vol è la volatilità annualizzata, ovvero la deviazione standard dei rendimenti moltiplicata per la radice quadrata di 365; MES1, MES5 e MES10 sono, rispettivamente, la Marginal Expected Shortfall con un intervallo di confidenza dell'99%, 95% e 90%; Beta è il rapporto tra la covarianza dei rendimenti bancari e quelli del mercato e la varianza dei rendimenti di mercato; LVG e LVG2 sono due indici di leva finanziari, introdotti nella *sezione 3*; Log Assets è il logaritmo naturale del livello di Tangible Assets di ciascuna banca.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ES1	-1.9019 *										
ES5		-3.5282 *									
ES10			-4.5659 **								
Vol				-0.3959 *							
MES1					1.52752						
MES5					0.26	-2.2691					
MES10						0.37176	-3.4541				
Beta							0.23664	-0.0795			
LVG1									-0.0015 *		
LVG2										-0.2966 .	
Log Assets											0.06012 *
Contant	-0.3681 ***	-0.3407 ***	-0.3477 ***	-0.272 **	-0.5845 ***	-0.4064 ***	-0.388 ***	-0.3834 ***	-0.4405 ***	-0.2368	-1.2562 ***
Adj. R ²	7.20%	9.22%	9.93%	8.76%	0.52%	-0.34%	0.76%	0.68%	9.36%	3.40%	9.38%

Tabella D: questa tabella è un'estensione della tabella C e contiene i risultati dell'analisi di regressione multivariata condotta nella *sezione 3*.

	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
ES1				0.52484						
				0.68183						
ES5					-0.1423					
					0.94287					
ES10						-0.5665				
						0.81392				
Vol							-0.45941 **			
MES1	-0.623							-1.5678		
	0.71806							0.3753		
MES5		-6.67054 *							-8.0323 **	
MES10			-7.0314 *							-9.0549 **
Beta										
LVG1	-0.0013 *	-0.001 .	-0.0008	-0.0016 .	-0.0013 .	-0.0013 .				
			0.17532							
LVG2								-0.2026	-0.19	-0.2137
								0.25174	0.24589	0.1914
Log Assets	0.06197 .	0.09072 ***	0.08443 **	0.05854 *	0.05331 *	0.05101 .	0.06929 **	0.07126 *	0.09457 ***	0.08756 ***
Contant	-1.1936 ***	-1.3327 ***	-1.3056 ***	-1.2098 **	-1.1129 **	-1.0743 **	-1.10861 ***	-1.1297 **	-1.1956 **	-1.1228 **
Adj. R^2	15.47%	23.88%	22.38%	15.54%	15.27%	15.35%	21.95%	9.32%	21.52%	22.19%

Tabella E: questa tabella contiene la lista, in ordine decrescente, delle SIFI, ovvero le istituzioni finanziarie sistematicamente rilevanti. Le 20 banche sono classificate in base alla Fitted SES, ovvero i rendimenti realizzati durante il periodo di crisi calcolati mediante il modello descritto nella *sezione 3*.

Titoli	Ranking	Fitted SES	RSES	MES5	ES	Vol	Beta	LVG	Log Assets
Allied Irish Bank	1	-1.0455	-0.8029	0.0567	0.1587	1.3236	2.32	438.83	12.04
Irish Life and Permanent	2	-0.8576	-0.9820	0.0551	0.1297	1.0712	2.19	187.40	11.29
Bank of Ireland	3	-0.7278	-0.8062	0.0649	0.0513	1.3429	2.45	61.95	12.10
KBC	4	-0.6838	-0.4615	0.0712	0.0378	0.9341	2.29	28.49	12.70
Banco Popolare	5	-0.6449	-0.6132	0.0500	0.0675	0.5459	1.47	49.14	11.78
Agricultural Bank of Greece	6	-0.6269	-0.9347	0.0294	0.0689	0.6223	1.18	40.15	10.37
Raiffeisen Bank	7	-0.6266	-0.3642	0.0454	0.0706	0.6060	1.72	9.51	11.22
TT Hellenic Postbank	8	-0.6215	-0.8928	0.0238	0.0626	0.5851	1.11	15.97	9.76
Erste Group	9	-0.6199	-0.5392	0.0569	0.0279	0.6668	1.96	16.06	12.21
Piraeus Bank	10	-0.6141	-0.8616	0.0349	0.0661	0.5896	1.26	43.95	10.96
Bank of Cyprus	11	-0.6005	-0.9055	0.0328	0.0605	0.5070	1.11	13.84	10.63
Bankinter	12	-0.5993	-0.4168	0.0348	0.0469	0.4074	1.11	23.70	10.90
Alpha Bank	13	-0.5856	-0.7261	0.0355	0.0718	0.6380	1.37	25.51	11.12
IKB Deutsche Industriebank	14	-0.5742	-0.6397	0.0172	0.0597	0.7400	0.54	80.37	10.48
Banco Pastor	15	-0.5726	0.0310	0.0221	0.0368	0.2970	0.57	32.89	10.36
Banco BPI	16	-0.5715	-0.6264	0.0275	0.0455	0.3665	0.97	32.50	10.76
Banco Popular Espanol	17	-0.5712	-0.6035	0.0428	0.0503	0.4384	1.50	20.28	11.76
Natixis	18	-0.5701	-0.5153	0.0591	0.0263	0.7048	1.71	41.26	13.20
EFG Eurobank Ergasias	19	-0.5620	-0.8216	0.0340	0.0709	0.6801	1.50	34.25	11.36
Deutsche Postbank	20	-0.5606	0.1380	0.0460	0.0723	0.5218	1.35	41.83	12.34

Tabella F: qui sotto, invece, è riportata la lista delle 20 banche che hanno realizzato i rendimenti storici minori durante il periodo novembre 2010-giugno 2012.

Titoli	Ranking	Fitted SES	Realized SES	MES5	ES	Vol	Beta	LVG	Log Assets
Irish Life and Permanent	1	-0.8576	-0.9820	0.0551	0.1297	1.07	2.19	187.40	11.29
Dexia	2	-0.5601	-0.9574	0.0504	0.0272	0.69	1.68	102.04	13.31
Agricultural Bank of Greece	3	-0.6269	-0.9347	0.0294	0.0689	0.62	1.18	40.15	10.37
Bank of Cyprus	4	-0.6005	-0.9055	0.0328	0.0605	0.51	1.11	13.84	10.63
TT Hellenic Postbank	5	-0.6215	-0.8928	0.0238	0.0626	0.59	1.11	15.97	9.76
Piraeus Bank	6	-0.6141	-0.8616	0.0349	0.0661	0.59	1.26	43.95	10.96
Banco Comercial Portugues	7	-0.5094	-0.8351	0.0285	0.0480	0.38	0.94	30.84	11.50
EFG Eurobank Ergasias	8	-0.5620	-0.8216	0.0340	0.0709	0.68	1.50	34.25	11.36
National Bank of Greed	9	-0.5355	-0.8136	0.0373	0.0747	0.63	1.53	15.83	11.70
Bank of Ireland	10	-0.7278	-0.8062	0.0649	0.0513	1.34	2.45	61.95	12.10
Allied Irish Banks	11	-1.0455	-0.8029	0.0567	0.1587	1.32	2.32	438.83	12.04
Banca Monte dei Paschi di Siena	12	-0.4842	-0.7671	0.0352	0.0450	0.36	1.07	39.96	12.37
Unicredit	13	-0.4686	-0.7493	0.0539	0.0245	0.56	1.87	25.25	13.76
Commerzbank	14	-0.5321	-0.7410	0.0499	0.0267	0.61	1.70	107.77	13.65
Alpha bank	15	-0.5856	-0.7261	0.0355	0.0718	0.64	1.37	25.51	11.12
Credit Agricole	16	-0.4538	-0.7045	0.0547	0.0241	0.54	1.86	59.42	14.35
IKB Deutsche Industriebank	17	-0.5742	-0.6397	0.0172	0.0597	0.74	0.54	80.37	10.48
Banco Espírito Santo	18	-0.3996	-0.6346	0.0041	0.0232	0.19	0.16	71.40	11.35
Unione Banche Italiane	19	-0.5497	-0.6301	0.0388	0.0546	0.41	1.21	24.56	11.75
Banco BPI	20	-0.5715	-0.6264	0.0275	0.0455	0.37	0.97	32.50	10.76

Tabella G: è una lista, in ordine decrescente, dei paesi basata sull'esposizione al rischio sistemico delle rispettive banche; il criterio di questa tabella è della Perdita Realizzata, ovvero la perdita del valore di mercato del capitale totale di un paese, ottenuta come prodotto tra il rendimento medio realizzato e il totale del MV dell'Equity di tutte le banche di un paese.

Nazionalità	Ranking	Realized SES	MES5	LVG	TA	MV	BV	Realized Shortfall	Contributo Rischio
UK	1	-0.33	0.0488	1.3405	6,058,449	21,173,547	311,829	-6,900,230	68.03%
SP	2	-0.43	0.0359	25.1018	3,167,474	4,820,026	181,827	-2,055,747	20.27%
UN	3	-0.47	0.0357	8.3776	10,291,576	1,701,352	1,374,770	-807,572	7.96%
FR	4	-0.63	0.0539	54.4434	6,199,620	142,094	218,713	-89,903	0.89%
FI	5	-0.26	0.0533	22.5011	1,853,125	326,717	72,120	-83,666	0.82%
IT	6	-0.63	0.0405	29.1395	2,210,342	86,845	171,395	-54,994	0.54%
SW	7	-0.46	0.0434	22.4540	2,508,362	112,036	97,967	-51,135	0.50%
DN	8	-0.35	0.0296	21.4730	3,740,661	125,601	126,069	-43,633	0.43%
GE	9	-0.35	0.0375	55.3776	3,401,547	68,404	93,585	-23,876	0.24%
PL	10	-0.23	0.0334	3.5360	165,479	56,250	22,831	-13,000	0.13%
GR	11	-0.84	0.0325	29.2763	363,339	14,510	24,892	-12,213	0.12%
BE	12	-0.46	0.0712	28.4894	326,296	11,187	18,780	-5,162	0.05%
IR	13	-0.86	0.0589	229.3958	429,278	3,610	19,208	-3,118	0.03%
AU	14	-0.36	0.0454	9.5102	74,736	7,918	7,353	-2,884	0.03%
CI	15	-0.91	0.0328	13.8442	41,490	3,037	2,476	-2,750	0.03%
PT	16	-0.84	0.0285	30.8438	98,961	3,070	7,339	-2,564	0.03%
MA	17	-0.25	0.0000	11.9369	6,331	536	469	-133	0.00%
SV	18	0.03	0.0410	19.1009	6,246,680	334,702	273,810	9,099	-0.09%
								-10,143,480	

Tabella H: nella tabella sottostante, sono elencate le i 18 paesi, in ordine decrescente, per perdita predetta, ovvero il rapporto tra Fitted SES, ricavata dal modello descritto nella *sezione 3*, e il capitale totale di un paese.

Nazionalità	Ranking	Fitted SES	LVG	MES5	TA	MV	BV	Predicted Shortfall	Contributo al Rischio
UK	1	-0.49	1.3405	0.0488	6,058,449	21,173,547	311,829	-10,395,872	75.08%
SP	2	-0.43	25.1018	0.0359	3,167,474	4,820,026	181,827	-2,096,138	15.14%
UN	3	-0.40	8.3776	0.0357	10,291,576	1,701,352	1,374,770	-685,737	4.95%
SV	4	-0.52	19.1009	0.0410	6,246,680	334,702	273,810	-174,919	1.26%
FI	5	-0.53	22.5011	0.0533	1,853,125	326,717	72,120	-174,711	1.26%
FR	6	-0.58	54.4434	0.0539	6,199,620	142,094	218,713	-81,908	0.59%
DN	7	-0.43	21.4730	0.0296	3,740,661	125,601	126,069	-53,878	0.39%
SW	8	-0.47	22.4540	0.0434	2,508,362	112,036	97,967	-52,543	0.38%
IT	9	-0.53	29.1395	0.0405	2,210,342	86,845	171,395	-46,395	0.34%
GE	10	-0.60	55.3776	0.0375	3,401,547	68,404	93,585	-41,248	0.30%
PL	11	-0.42	3.5360	0.0334	165,479	56,250	22,831	-23,376	0.17%
GR	12	-0.55	29.2763	0.0325	363,339	14,510	24,892	-8,032	0.06%
BE	13	-0.56	28.4894	0.0712	326,296	11,187	18,780	-6,271	0.05%
PT	14	-0.68	30.8438	0.0285	98,961	3,070	7,339	-2,099	0.02%
IR	15	-0.43	229.3958	0.0589	429,278	3,610	19,208	-1,550	0.01%
AU	16	-0.17	9.5102	0.0454	74,736	7,918	7,353	-1,332	0.01%
CI	17	-0.25	13.8442	0.0328	41,490	3,037	2,476	-745	0.01%
MA	18	-0.39	11.9369	0.0000	6,331	536	469	-209	0.00%
								-13,846,965	

Sezione III

1) Lista delle variabili di input utilizzate in questo capitolo per ogni banca del campione:

Titoli	Ticker	Realized SES	MES5	ES	Vol	Beta	LVG	Log Assets
UBS	UBSN	-0.3351	0.0484	0.0243	0.5333	1.67	22.89	14.19
Deutsche Bank	DBK	-0.3045	0.0466	0.0229	0.5503	1.88	50.52	14.48
Bnp Paribas	BNP	-0.4185	0.0517	0.0230	0.5590	1.99	34.97	14.61
HSBA Holdings Plc	HSBA	-0.1436	0.0353	0.0185	0.4318	1.33	1.20	14.69
Credit Agricole	ACA	-0.7045	0.0547	0.0241	0.5377	1.86	59.42	14.35
Barclays	BARC	-0.4047	0.0638	0.0329	0.9324	2.34	1.45	14.27
INGRA Groep	INGA	-0.3253	0.0673	0.0314	0.7441	2.56	42.07	14.04
Royal Bank of Scotland	RBS	-0.5276	0.0558	0.0326	0.9365	2.12	1.59	14.29
Société Générale	GLE	-0.5678	0.0536	0.0249	0.5621	1.86	34.53	13.93
Credit Suisse Group	CSGN	-0.5777	0.0384	0.0207	0.4759	1.49	22.02	13.87
Commerzbank	CBK	-0.7410	0.0499	0.0267	0.6073	1.70	107.77	13.65
Banco Santander	SAN	-0.4168	0.0466	0.0204	0.4647	1.73	15.77	14.01
UniCredit	UCG	-0.7493	0.0539	0.0245	0.5583	1.87	25.25	13.76
Intesa San Paolo	ISP	-0.5213	0.0487	0.0215	0.4811	1.65	20.96	13.39
Dexia	DEXB	-0.9574	0.0504	0.0272	0.6901	1.68	102.04	13.31
Natixis	KN	-0.5153	0.0591	0.0263	0.7048	1.71	41.26	13.20
Banco Bilbao	BBVA	-0.3569	0.0463	0.0205	0.4416	1.66	15.60	13.22
Danske Bank	DANSKE	-0.3757	0.0337	0.0189	0.4574	1.27	33.48	15.02
Looyds Banking Group	LLOY	-0.5532	0.0616	0.0354	0.9590	2.24	1.21	13.84
Nordea Bank	NDA	-0.1869	0.0393	0.0201	0.4849	1.48	2.93	13.30
KBC Group	KBC	-0.4615	0.0712	0.0378	0.9341	2.29	28.49	12.70
Skandinaviska Enskilda Banken	SEBA	-0.1367	0.0467	0.0247	0.6193	1.69	20.05	14.62
Svenska Handelsbanken	SHBA	0.0461	0.0331	0.0179	0.4252	1.24	16.69	14.59
Standard Chartered	STAN	-0.2276	0.0401	0.0205	0.4870	1.50	1.12	13.07
Bank of Ireland	BKIR	-0.8062	0.0649	0.0513	1.3429	2.45	61.95	12.10
Erste Group Bank	EBS	-0.5392	0.0569	0.0279	0.6668	1.96	16.06	12.21
Deutsche Postbank	DPB	0.1380	0.0460	0.0723	0.5218	1.35	41.83	12.34
Allied Irish Bank	ALBK	-0.8029	0.0567	0.1587	1.3236	2.32	438.83	12.04
Banca Monte dei Paschi di Siena	BMPS	-0.7671	0.0352	0.0450	0.3561	1.07	39.96	12.37
Swedbank	SWEDA	0.1722	0.0434	0.0742	0.6221	1.70	20.56	14.42
Landesbank Berlin	BEB2	-0.0078	0.0081	0.0508	0.4377	0.22	35.71	11.88
Unione Banche Italiane	UBI	-0.6301	0.0388	0.0546	0.4073	1.21	24.56	11.75
Banco Popular Espanol	POP	-0.6035	0.0428	0.0503	0.4384	1.50	20.28	11.76
Banco Comercial Portugues	BCP	-0.8351	0.0285	0.0480	0.3832	0.94	30.84	11.50
National Bank of Greece	ETE	-0.8136	0.0373	0.0747	0.6295	1.53	15.83	11.70
Irish Life and Permanent	IPM	-0.9820	0.0551	0.1297	1.0712	2.19	187.40	11.29
Banco Popolare	BP	-0.6132	0.0500	0.0675	0.5459	1.47	49.14	11.78
Banco de Sabadell	SAB	-0.4613	0.0288	0.0394	0.3023	0.94	19.97	11.35
Banco Espirito Santo	ESF	-0.6346	0.0041	0.0232	0.1859	0.16	71.40	11.35
Raiffeisen Bank International	RBI	-0.3642	0.0454	0.0706	0.6060	1.72	9.51	11.22
EFG Eurobank Ergasias	EUROB	-0.8216	0.0340	0.0709	0.6801	1.50	34.25	11.36
Mediobanca	MB	-0.5254	0.0297	0.0450	0.3635	1.11	11.61	11.22
IKB Deutsche Industriebank	IKB	-0.6397	0.0172	0.0597	0.7400	0.54	80.37	10.48
Alpha Bank	ALPHA	-0.7261	0.0355	0.0718	0.6380	1.37	25.51	11.12
Bankinter	NKY	-0.4168	0.0348	0.0469	0.4074	1.11	23.70	10.90
Banco BPI	BPI	-0.6264	0.0275	0.0455	0.3665	0.97	32.50	10.76
Piraeus Bank	TPEIR	-0.8616	0.0349	0.0661	0.5896	1.26	43.95	10.96
OTP Bank Nyrt	OTP	-0.3845	0.0430	0.0661	0.5561	1.49	6.03	16.07
Bank of Cyprus	BOCY	-0.9055	0.0328	0.0605	0.5070	1.11	13.84	10.63
PKO Bank Polski	PKO	-0.2311	0.0334	0.0514	0.4140	1.10	3.54	12.02
Banco Pastor	PAS	0.0310	0.0221	0.0368	0.2970	0.57	32.89	10.36
Jyske Bank	JYSK	-0.3408	0.0290	0.0459	0.4097	0.96	16.17	12.43
Agricultural Bank of Greece	ATE	-0.9347	0.0294	0.0689	0.6223	1.18	40.15	10.37
Sydbank	SYDB	-0.3256	0.0261	0.0417	0.3749	1.00	14.77	11.94
TT Hellenic Postbank	TT	-0.8928	0.0238	0.0626	0.5851	1.11	15.97	9.76
Bank of Valletta	BOV	-0.2485	0.0000	0.0332	0.2744	0.02	11.94	8.75
FHB Mortgage Bank	FHB	-0.5648	0.0283	0.0452	0.4028	0.80	10.73	13.60

2) Ranking delle banche ordinate, in maniera crescente, secondo la loro Realized SES.

Titoli	Fitted SES	Realized SES	MES5	ES	Vol	Beta	LVG	Log Assets	Ranking
IPM	-0.8576	-0.9820	0.0551	0.1297	1.0712	2.19	187.40	11.29	1
DEXB	-0.5601	-0.9574	0.0504	0.0272	0.6901	1.68	102.04	13.31	2
ATE	-0.6269	-0.9347	0.0294	0.0689	0.6223	1.18	40.15	10.37	3
BOCY	-0.6005	-0.9055	0.0328	0.0605	0.5070	1.11	13.84	10.63	4
TT	-0.6215	-0.8928	0.0238	0.0626	0.5851	1.11	15.97	9.76	5
TPEIR	-0.6141	-0.8616	0.0349	0.0661	0.5896	1.26	43.95	10.96	6
BCP	-0.5094	-0.8351	0.0285	0.0480	0.3832	0.94	30.84	11.50	7
EUROB	-0.5620	-0.8216	0.0340	0.0709	0.6801	1.50	34.25	11.36	8
ETE	-0.5355	-0.8136	0.0373	0.0747	0.6295	1.53	15.83	11.70	9
BKIR	-0.7278	-0.8062	0.0649	0.0513	1.3429	2.45	61.95	12.10	10
ALBK	-1.0455	-0.8029	0.0567	0.1587	1.3236	2.32	438.83	12.04	11
BMPS	-0.4842	-0.7671	0.0352	0.0450	0.3561	1.07	39.96	12.37	12
UCG	-0.4686	-0.7493	0.0539	0.0245	0.5583	1.87	25.25	13.76	13
CBK	-0.5321	-0.7410	0.0499	0.0267	0.6073	1.70	107.77	13.65	14
ALPHA	-0.5856	-0.7261	0.0355	0.0718	0.6380	1.37	25.51	11.12	15
ACA	-0.4538	-0.7045	0.0547	0.0241	0.5377	1.86	59.42	14.35	16
IKB	-0.5742	-0.6397	0.0172	0.0597	0.7400	0.54	80.37	10.48	17
ESF	-0.3996	-0.6346	0.0041	0.0232	0.1859	0.16	71.40	11.35	18
UBI	-0.5497	-0.6301	0.0388	0.0546	0.4073	1.21	24.56	11.75	19
BPI	-0.5715	-0.6264	0.0275	0.0455	0.3665	0.97	32.50	10.76	20
BP	-0.6449	-0.6132	0.0500	0.0675	0.5459	1.47	49.14	11.78	21
POP	-0.5712	-0.6035	0.0428	0.0503	0.4384	1.50	20.28	11.76	22
CSGN	-0.3515	-0.5777	0.0384	0.0207	0.4759	1.49	22.02	13.87	23
GLE	-0.4597	-0.5678	0.0536	0.0249	0.5621	1.86	34.53	13.93	24
FHB	-0.2982	-0.5648	0.0283	0.0452	0.4028	0.80	10.73	13.60	25
LLOY	-0.4894	-0.5532	0.0616	0.0354	0.9590	2.24	1.21	13.84	26
EBS	-0.6199	-0.5392	0.0569	0.0279	0.6668	1.96	16.06	12.21	27
RBS	-0.4094	-0.5276	0.0558	0.0326	0.9365	2.12	1.59	14.29	28
MB	-0.5237	-0.5254	0.0297	0.0450	0.3635	1.11	11.61	11.22	29
ISP	-0.4636	-0.5213	0.0487	0.0215	0.4811	1.65	20.96	13.39	30
KN	-0.5701	-0.5153	0.0591	0.0263	0.7048	1.71	41.26	13.20	31
KBC	-0.6838	-0.4615	0.0712	0.0378	0.9341	2.29	28.49	12.70	32
SAB	-0.5143	-0.4613	0.0288	0.0394	0.3023	0.94	19.97	11.35	33
BNP	-0.3858	-0.4185	0.0517	0.0230	0.5590	1.99	34.97	14.61	34
NKY	-0.5993	-0.4168	0.0348	0.0469	0.4074	1.11	23.70	10.90	35
SAN	-0.3882	-0.4168	0.0466	0.0204	0.4647	1.73	15.77	14.01	36
BARC	-0.4652	-0.4047	0.0638	0.0329	0.9324	2.34	1.45	14.27	37
OTP	-0.1683	-0.3845	0.0430	0.0661	0.5561	1.49	6.03	16.07	38
DANSKE	-0.2274	-0.3757	0.0337	0.0189	0.4574	1.27	33.48	15.02	39
RBI	-0.6266	-0.3642	0.0454	0.0706	0.6060	1.72	9.51	11.22	40
BBVA	-0.4576	-0.3569	0.0463	0.0205	0.4416	1.66	15.60	13.22	41
JYSK	-0.4147	-0.3408	0.0290	0.0459	0.4097	0.96	16.17	12.43	42
UBSN	-0.3907	-0.3351	0.0484	0.0243	0.5333	1.67	22.89	14.19	43
SYDB	-0.4379	-0.3256	0.0261	0.0417	0.3749	1.00	14.77	11.94	44
INGA	-0.5483	-0.3253	0.0673	0.0314	0.7441	2.56	42.07	14.04	45
DBK	-0.3792	-0.3045	0.0466	0.0229	0.5503	1.88	50.52	14.48	46
BOV	-0.5500	-0.2485	0.0000	0.0332	0.2744	0.02	11.94	8.75	47
PKO	-0.4689	-0.2311	0.0334	0.0514	0.4140	1.10	3.54	12.02	48
STAN	-0.4156	-0.2276	0.0401	0.0205	0.4870	1.50	1.12	13.07	49
NDA	-0.3908	-0.1869	0.0393	0.0201	0.4849	1.48	2.93	13.30	50
HSBA	-0.2372	-0.1436	0.0353	0.0185	0.4318	1.33	1.20	14.69	51
SEBA	-0.3375	-0.1367	0.0467	0.0247	0.6193	1.69	20.05	14.62	52
BEB2	-0.3440	-0.0078	0.0081	0.0508	0.4377	0.22	35.71	11.88	53
PAS	-0.5726	0.0310	0.0221	0.0368	0.2970	0.57	32.89	10.36	54
SHBA	-0.2454	0.0461	0.0331	0.0179	0.4252	1.24	16.69	14.59	55
DPB	-0.5606	0.1380	0.0460	0.0723	0.5218	1.35	41.83	12.34	56
SWEDA	-0.3337	0.1722	0.0434	0.0742	0.6221	1.70	20.56	14.42	57

3) Ranking delle banche ordinate a secondo della loro Capital Shortfall Media, ottenuta come media delle CS per ogni soglia ipotizzata.

Titoli	Adj. MV	CS 4%	CS 6%	CS 8%	CS 10%	CS 12%	MEDIA
DANSKE	62,168	71,353	138,114	204,874	271,635	338,396	204,874
BNP	36,619	52,297	96,754	141,212	185,670	230,128	141,212
DBK	26,776	51,066	89,987	128,908	167,829	206,750	128,908
ACA	8,357	59,883	94,003	128,123	162,243	196,363	128,123
SEBA	96,943	-7,471	37,266	82,002	126,738	171,474	82,002
INGA	19,828	30,392	55,502	80,612	105,721	130,831	80,612
GLE	13,880	31,181	53,711	76,242	98,772	121,303	76,242
UBSN	42,432	15,575	44,579	73,583	102,586	131,590	73,583
UCG	9,049	28,677	47,540	66,403	85,266	104,129	66,403
CBK	1,981	31,810	48,705	65,600	82,496	99,391	65,600
CSGN	20,362	21,965	43,129	64,292	85,456	106,619	64,292
SAN	44,842	3,630	27,865	52,101	76,337	100,572	52,101
SWEDA	104,092	-30,897	5,700	42,298	78,895	115,493	42,298
DEXB	252	23,994	36,117	48,240	60,363	72,485	48,240
SHBA	139,765	-52,565	-8,965	34,635	78,235	121,836	34,635
ISP	14,338	11,735	24,771	37,807	50,843	63,879	37,807
KN	6,212	15,311	26,072	36,834	47,595	58,356	36,834
FHB	33,660	-1,497	14,584	30,666	46,747	62,829	30,666
OTP	999,600	-620,100	-430,350	-240,600	-50,850	138,900	-240,600
BBVA	22,779	-780	10,219	21,219	32,218	43,218	21,219
KBC	6,024	7,027	13,553	20,079	26,605	33,131	20,079
BMPS	1,311	8,131	12,852	17,573	22,294	27,015	17,573
BKIR	547	6,651	10,250	13,849	17,448	21,047	13,849
ALBK	72	6,686	10,065	13,444	16,823	20,202	13,444
DPB	6,226	2,938	7,521	12,103	16,685	21,267	12,103
EB	5,652	2,419	6,454	10,489	14,525	18,560	10,489
JYSK	10,251	-292	4,687	9,667	14,647	19,626	9,667
BP	957	4,290	6,914	9,538	12,161	14,785	9,538
UBI	1,793	3,257	5,783	8,308	10,833	13,359	8,308
ETE	1,403	3,432	5,850	8,268	10,685	13,103	8,268
POP	2,456	2,653	5,207	7,762	10,317	12,871	7,762
BEB2	4,045	1,718	4,600	7,482	10,364	13,246	7,482
BCP	506	3,452	5,431	7,410	9,390	11,369	7,410
EUROB	428	3,003	4,718	6,434	8,149	9,864	6,434
IPM	8	3,208	4,815	6,423	8,030	9,638	6,423
ESF	405	2,996	4,696	6,397	8,097	9,798	6,397
SYDB	7,060	-914	2,159	5,232	8,305	11,377	5,232
ALPHA	697	2,005	3,356	4,706	6,057	7,408	4,706
SAB	2,259	1,140	2,840	4,540	6,240	7,939	4,540
TPEIR	174	2,118	3,264	4,410	5,555	6,701	4,410
BPI	536	1,346	2,287	3,227	4,168	5,109	3,227
BOCY	287	1,373	2,202	3,032	3,862	4,692	3,032
NKY	1,322	842	1,923	3,005	4,087	5,169	3,005
MB	3,042	-49	1,448	2,945	4,442	5,939	2,945
IKB	159	1,271	1,987	2,702	3,417	4,132	2,702
ATE	51	1,223	1,860	2,498	3,135	3,772	2,498
PAS	966	294	924	1,555	2,185	2,815	1,555
RBI	5,034	-2,045	-550	945	2,439	3,934	945
TT	118	577	924	1,271	1,619	1,966	1,271
BOV	403	-150	-23	104	230	357	104
HSBA	9,830,929	-9,735,305	-9,687,494	-9,639,682	-9,591,870	-9,544,058	-9,639,682
BARC	1,991,180	-1,928,047	-1,896,480	-1,864,914	-1,833,348	-1,801,781	-1,864,914
RBS	1,221,524	-1,156,916	-1,124,611	-1,092,307	-1,060,003	-1,027,698	-1,092,307
LLOY	2,097,025	-2,056,130	-2,035,682	-2,015,234	-1,994,787	-1,974,339	-2,015,234
NDA	241,771	-217,865	-205,913	-193,960	-182,008	-170,055	-193,960
STAN	2,906,621	-2,887,648	-2,878,162	-2,868,676	-2,859,189	-2,849,703	-2,868,676
PKO	43,250	-36,631	-33,321	-30,012	-26,702	-23,392	-30,012
Totale			-17,268,361	-16,324,338	-15,380,316	-14,436,294	-16,324,338

Sezione IV

In seguito viene riportato il codice utilizzato nel software R per calcolare i parametri fondamentali dei modelli di regressioni nel *capitolo II* e le risposte ad alcune interrogazioni fatte.

```
dati = read.csv("RegressioneFinale.csv", sep = ",", header= T)
attach(dati)

##Analisi di Regressione Lineare

regr1 = lm( Realized.SES ~ ES1)
summary(regr1)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ ES1)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.5079 -0.1743 -0.0350  0.1659  0.7427
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.36805     0.06707  -5.487 1.07e-06 ***
## ES1          -1.90189     0.82276  -2.312  0.0246 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2725 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.08855,    Adjusted R-squared:  0.07198
## F-statistic: 5.343 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.02457

regr2 = lm( Realized.SES ~ ES5)
summary(regr2)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ ES5)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.52077 -0.18375 -0.03436  0.16175  0.77459
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.34065     0.07079  -4.812 1.2e-05 ***
## ES5          -3.52821     1.36425  -2.586  0.0124 *
## ---
```

```

## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2695 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1084, Adjusted R-squared:  0.09221
## F-statistic: 6.688 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.01238

regr3 = lm( Realized.SES ~ ES10)
summary(regr3)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ ES10)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.52903 -0.19017 -0.03472  0.17113  0.77751
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.34769    0.06667  -5.215 2.86e-06 ***
## ES10        -4.56586    1.70478  -2.678 0.00974 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2684 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1154, Adjusted R-squared:  0.09929
## F-statistic: 7.173 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.009739

regr4 = lm( Realized.SES ~ Vol)
summary(regr4)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ Vol)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.43280 -0.20928 -0.00255  0.14798  0.69043
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.27198    0.09666  -2.814 0.00678 **
## Vol         -0.39592    0.15678  -2.525 0.01447 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2701 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1039, Adjusted R-squared:  0.08761
## F-statistic: 6.378 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.01447

regr5 = lm( Realized.SES ~ MES1)
summary(regr5)

```

```

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES1)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.52554 -0.24849 -0.05535  0.14403  0.66953
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.58445    0.08407  -6.952 4.52e-09 ***
## MES1         1.52752    1.34216   1.138  0.26
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2821 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.02301,    Adjusted R-squared:  0.005245
## F-statistic: 1.295 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.26

regr6 = lm( Realized.SES ~ MES5)
summary(regr6)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES5)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.46158 -0.22063 -0.00365  0.15460  0.67703
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.4064    0.1092  -3.722 0.000467 ***
## MES5        -2.2691    2.5197  -0.901 0.371761
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2833 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.01453,    Adjusted R-squared:  -0.003387
## F-statistic: 0.811 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.3718

regr7 = lm( Realized.SES ~ MES10)
summary(regr7)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES10)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.47452 -0.21394  0.00817  0.15324  0.69104
##
## Coefficients:

```

```

##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.38798    0.09981  -3.887 0.000275 ***
## MES10      -3.45405    2.88684  -1.196 0.236640
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2817 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.02537,    Adjusted R-squared:  0.007648
## F-statistic: 1.432 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.2366

regr8 = lm( Realized.SES ~ Beta)
summary(regr8)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ Beta)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.45753 -0.22252 -0.00001  0.15845  0.69064
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.38335    0.10493  -3.653 0.000579 ***
## Beta        -0.07949    0.06756  -1.177 0.244410
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2819 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.02455,    Adjusted R-squared:  0.006819
## F-statistic: 1.384 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.2444

regr9 = lm( Realized.SES ~ LVG)
summary(regr9)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ LVG)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.44418 -0.15262 -0.04921  0.13982  0.64360
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -0.4404912  0.0420989 -10.463 1.07e-14 ***
## LVG         -0.0015058  0.0005782  -2.604  0.0118 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2693 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1098, Adjusted R-squared:  0.09358
## F-statistic: 6.781 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.01182

```

```

regr10 = lm( Realized.SES ~ LVG2)
summary(regr10)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ LVG2)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.45024 -0.21042 -0.02428  0.15747  0.69107
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  -0.2368      0.1565  -1.513  0.1359
## LVG2         -0.2966      0.1722  -1.723  0.0906 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.278 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.0512, Adjusted R-squared:  0.03395
## F-statistic: 2.968 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.09056

regr11 = lm( Realized.SES ~ Log.Assets)
summary(regr11)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.50134 -0.22330 -0.04064  0.16811  0.66444
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.25620      0.29272  -4.292 7.25e-05 ***
## Log.Assets   0.06012      0.02306   2.607  0.0117 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2692 on 55 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.11, Adjusted R-squared:  0.09381
## F-statistic: 6.797 on 1 and 55 DF,  p-value: 0.01173

regr12 = lm( Realized.SES ~ MES1 + LVG + Log.Assets)
summary(regr12)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES1 + LVG + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max

```

```

## -0.39191 -0.19195 -0.03835 0.16082 0.67479
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.1936182 0.3382789 -3.529 0.000873 ***
## MES1        -0.6229690 1.7162447 -0.363 0.718061
## LVG         -0.0013174 0.0005722 -2.303 0.025260 *
## Log.Assets  0.0619687 0.0310163 1.998 0.050867 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.26 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.2, Adjusted R-squared: 0.1547
## F-statistic: 4.417 on 3 and 53 DF, p-value: 0.007602

regr13 = lm( Realized.SES ~ MES5 + LVG + Log.Assets)
summary(regr13)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES5 + LVG + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.39675 -0.21694 -0.03237  0.18227  0.69874
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.3327353 0.2853037 -4.671 2.09e-05 ***
## MES5        -6.6705411 2.7238203 -2.449 0.017667 *
## LVG         -0.0009721 0.0005558 -1.749 0.086056 .
## Log.Assets  0.0907209 0.0259744 3.493 0.000973 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2468 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.2796, Adjusted R-squared: 0.2388
## F-statistic: 6.855 on 3 and 53 DF, p-value: 0.000548

regr14 = lm( Realized.SES ~ MES10 + LVG + Log.Assets)
summary(regr14)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES10 + LVG + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.42537 -0.20535 -0.03526  0.17343  0.65653
##
## Coefficients:
##           Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.3055794 0.2869788 -4.549 3.17e-05 ***

```

```

## MES10      -7.0313912  3.1894619  -2.205  0.03185  *
## LVG        -0.0008133  0.0005921  -1.374  0.17532
## Log.Assets  0.0844288  0.0254790   3.314  0.00166  **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2492 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2654, Adjusted R-squared:  0.2238
## F-statistic: 6.383 on 3 and 53 DF,  p-value: 0.0008971

regr15 = lm( Realized.SES ~ ES1 + LVG + Log.Assets)
summary(regr15)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ ES1 + LVG + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.38413 -0.17857 -0.03058  0.14714  0.65965
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.2097703  0.3479504  -3.477  0.00102 **
## ES1          0.5248449  1.2731530   0.412  0.68183
## LVG         -0.0016179  0.0008465  -1.911  0.06138 .
## Log.Assets   0.0585368  0.0247618   2.364  0.02178 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2599 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2006, Adjusted R-squared:  0.1554
## F-statistic: 4.433 on 3 and 53 DF,  p-value: 0.007467

regr16 = lm( Realized.SES ~ ES5 + LVG + Log.Assets)
summary(regr16)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ ES5 + LVG + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.41538 -0.17208 -0.03761  0.15309  0.65865
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.1129455  0.3637524  -3.060  0.00347 **
## ES5         -0.1422975  1.9761776  -0.072  0.94287
## LVG         -0.0013199  0.0007607  -1.735  0.08853 .
## Log.Assets   0.0533056  0.0255293   2.088  0.04162 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

```

##
## Residual standard error: 0.2603 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.1981, Adjusted R-squared: 0.1527
## F-statistic: 4.365 on 3 and 53 DF, p-value: 0.008065

regr17 = lm( Realized.SES ~ ES10 + LVG + Log.Assets)
summary(regr17)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ ES10 + LVG + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.42430 -0.17581 -0.04089  0.15211  0.66427
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.0742951  0.3690639  -2.911  0.00526 **
## ES10         -0.5664682  2.3947856  -0.237  0.81392
## LVG          -0.0012517  0.0007166  -1.747  0.08647 .
## Log.Assets   0.0510099  0.0261282   1.952  0.05619 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2602 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.1989, Adjusted R-squared: 0.1535
## F-statistic: 4.386 on 3 and 53 DF, p-value: 0.007876

regr18 = lm( Realized.SES ~ Vol + Log.Assets)
summary(regr18)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ Vol + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.45394 -0.18760 -0.00023  0.14357  0.63133
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.10861    0.27570  -4.021 0.000181 ***
## Vol          -0.45941    0.14635  -3.139 0.002746 **
## Log.Assets   0.06929    0.02160   3.208 0.002250 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2499 on 54 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.2473, Adjusted R-squared: 0.2195
## F-statistic: 8.873 on 2 and 54 DF, p-value: 0.0004658

```

```

regr19 = lm( Realized.SES ~ MES1 + LVG2 + Log.Assets)
summary(regr19)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES1 + LVG2 + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.41894 -0.23471 -0.03075  0.12363  0.71887
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.12968    0.40694  -2.776  0.00759 **
## MES1         -1.56784    1.75349  -0.894  0.37530
## LVG2         -0.20264    0.17487  -1.159  0.25174
## Log.Assets   0.07126    0.03179   2.242  0.02919 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2693 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1417, Adjusted R-squared:  0.09317
## F-statistic: 2.918 on 3 and 53 DF,  p-value: 0.0425

regr20 = lm( Realized.SES ~ MES5 + LVG2 + Log.Assets)
summary(regr20)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ MES5 + LVG2 + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.42756 -0.22254 -0.01986  0.13694  0.72153
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.19563    0.35855  -3.335  0.001564 **
## MES5         -8.03229    2.65291  -3.028  0.003800 **
## LVG2         -0.19000    0.16193  -1.173  0.245891
## Log.Assets   0.09457    0.02632   3.593  0.000716 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2505 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2573, Adjusted R-squared:  0.2152
## F-statistic: 6.119 on 3 and 53 DF,  p-value: 0.001185

regr21 = lm( Realized.SES ~ MES10 + LVG2 + Log.Assets)
summary(regr21)

##
## Call:

```

```

## lm(formula = Realized.SES ~ MES10 + LVG2 + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.4443 -0.2170 -0.0191  0.1353  0.6733
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.12283     0.35331  -3.178 0.002475 **
## MES10        -9.05488     2.90735  -3.114 0.002971 **
## LVG2         -0.21366     0.16145  -1.323 0.191398
## Log.Assets   0.08756     0.02495   3.509 0.000925 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2495 on 53 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2636, Adjusted R-squared:  0.2219
## F-statistic: 6.323 on 3 and 53 DF,  p-value: 0.0009551

regr18 = lm( Realized.SES ~ Vol + Log.Assets)
summary(regr18)

##
## Call:
## lm(formula = Realized.SES ~ Vol + Log.Assets)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.45394 -0.18760 -0.00023  0.14357  0.63133
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) -1.10861     0.27570  -4.021 0.000181 ***
## Vol          -0.45941     0.14635  -3.139 0.002746 **
## Log.Assets   0.06929     0.02160   3.208 0.002250 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.2499 on 54 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2473, Adjusted R-squared:  0.2195
## F-statistic: 8.873 on 2 and 54 DF,  p-value: 0.0004658

```

Bibliografia

- ACERBI C., NORDIO C., SIRTORI C., 2008, “Expected Shortfall as a tool for Financial Risk Management”, working paper, VoxEU.org
- ACHARYA V. and L. H. PEDERSEN, 2005, “Asset Pricing with Liquidity Risk”, Journal of Financial Economics, SSRN
- ACHARYA V., GROMB D. and T. YORULMAZER, 2007, “Imperfect competition in the interbank market for liquidity”, Working Paper, London Business School
- ACHARYA V.V., PEDERSON L. H., PHILIPPON T., RICHARDSON M., 2010, “Measuring the systemic risk”, AFA 2011, Denver Meetings Paper, Working Papers series
- ACHARYA V.V., STEFFEN S., 2012, “Analysing Systemic risk of the European Banking Sector”, Handbook on Systemic Risk, ed. J. –P Fouque and J. Langsam, Cambridge University Press, SSRN
- ADRIAN T., BRUNNERMEIER M.K., 2011, “CoVaR”, Princeton University Press, Princeton department of Economics, SSRN
- ADRIAN, T., BRUNNEMEIER, M.K., 2009. CoVaR. FRB of New York Staff Reports No. 348, Working Paper, August. SSRN
- ARTZNER P., DELBAEN F., EBER J. M., HEATH J., 1993, “Coherent Measure of Risk”, working paper, math.ethz.ch
- BILLIO M., PELIZZON L., 2014, “Misure econometriche di connettività e rischio sistemico nei settori finanziario e assicurativo europei”, SYRTO working paper series, Systemic Risk Tomography
- BILLIO, M., M. GETMANSKY, A. W. LO, and L. PELIZZON, 2010, “Econometric measures of systemic risk in the finance and insurance sectors,” NBER Working Paper 16223, NBER.
- BISIAS D., FLOOD M., LO A. W., VALVANIS S., 2012, “A Survey of Systemic Risk Analytics”, Office of Financial Research Working Paper 0001

- BLACK, F., and M. SCHOLLES, 1973, “The pricing of options and corporate liabilities,” *Journal of Political Economy*
- BORIO, C., 2009, “The macroprudential approach to regulation and supervision,” working paper, VoxEU.org
- BORIO, C., 2009, “The macroprudential approach to regulation and supervision,” working paper, VoxEU.org
- CARUANA, J., 2010a, “Financial Stability: Ten Questions and about Seven Answers,” in Reserve Bank of Australia 50th Anniversary Symposium.
- DOWD K., 1988, “Measuring Market Risk”, ed. John Wiley & Sons
- GRAY, D., and A. JOBST, 2010, “Systemic CCA – A Model Approach to Systemic Risk”, working paper, International Monetary Fund, Paper presented at conference sponsored by the Deutsche Bundesbank and Technische Universitaet Dresden, 28-29 October 2010.
- HALDANE A. G., 2012, “Tails of the Unexpected”, Bank Of England speech - given at “The credit crisis five years on: unpacking the crisis” - conference held at the University of Edinburgh Business School, 8-9 June 2012.
- HANSEN L. P., 2012, “Challenges in Identifying and Measuring Systemic Risk”, University of Chiacagno, NBER.
- MERTON, R., 1973, “Theory of rational option pricing,” *Journal of Economics and Management Science*, 4, 141–183. Working paper, VoxEU.org, 14 April 2009.
- REINHART, C. M., and K. ROGOFF, 2008, “This Time is Different: A Panoramic View of Eight Centuries of Financial Crises,” NBER Working Paper 13882, NBER.
- RESTI A., SIRONI A., 2008, “Rischio e Valore nelle banche”, ed. EGEA