

Dipartimento di Impresa
e Management

Cattedra di Economia dei Mercati e degli Intermediari Finanziari

Impatto del COVID-19 sul rischio sistemico attraverso le grandi banche e misure di contrasto della BCE

Prof. Daniele Previtoli

RELATORE

Lorenzo Pinca

Matr. 231231

CANDIDATO

INTRODUZIONE.....	3
CAPITOLO 1: IL RISCHIO SISTEMICO.....	4
1.1 Definizione.....	4
1.1.1 Rischio Sistemico e banche	6
1.1.2 Crisi Razionali ed Irrazionali	8
1.2 Genesi del rischio sistemico	10
1.2.1 Differenze fra Contagio e Spillover.....	10
1.2.2 Shock esogeni e cicli endogeni: la Financial Instability Theory.....	13
1.2.3 Canali di Trasmissione.....	14
1.2.4 Effetti network.....	15
1.2.5 Bank run	18
1.3 Conclusioni.....	21
CAPITOLO 2: STRUMENTI E METODOLOGIE DI CALCOLO DEL RISCHIO SISTEMICO.....	22
2.1 Introduzione e strumenti di base	22
2.1.1 Regressione quantile	23
2.1.2 Asimmetria e Curtosi.....	24
2.1.3 Bootstrap.....	27
2.2 Value-at-Risk.....	28
2.2.1 Sviluppo del modello VaR.....	28
2.3 CoVaR.....	32
2.3.1 Sviluppo del modello CoVaR.....	33
2.4 Conclusioni.....	34
CAPITOLO 3: ANALISI DELL'IMPATTO DEL COVID SULLE GRANDI BANCHE EUROPEE E MISURE DI CONTRASTO DELLA BCE.....	36
3.1 Introduzione.....	36
3.2 Analisi dell'impatto delle grandi banche sul rischio sistemico durante il COVID-19.....	37
3.2.1 Strumenti di utilizzo ed introduzione alla procedura di calcolo	37
3.2.2 Misurazione numerica delle correlazioni condizionate ed incondizionate.....	43

3.3 Iniziative volte a sostenere il settore bancario durante la pandemia da parte della Banca Centrale Europea.....	50
3.3.1 Definizione ed elementi costitutivi del PELTROs e del PEPP	52
3.3.2 Effetti del PEPP de delle PELTROs sulle grandi banche europee	53
CONCLUSIONI.....	56
RINGRAZIAMENTI.....	58
BIBLIOGRAFIA	5860
SITOGRAFIA.....	62

INTRODUZIONE

La pandemia da COVID-19 ha prodotto effetti molto negativi non solo da un punto di vista sanitario, ma anche economico. Le banche, le quali sono solitamente al centro dell'attività economica nei rispettivi paesi, hanno anche esse risentito di tale turbolenza ed hanno visto in questo periodo limitare la propria attività e perdere la propria fiducia dei propri stakeholders ed investitori.

L'elaborato si pone come obiettivo di vedere in che modo la pandemia abbia aumentato il rischio all'interno del settore bancario e quali delle istituzioni finanziarie ad essi appartenenti ne abbiano subito le conseguenze più gravi. Ulteriore fine che si vuole raggiungere con tale elaborato è l'analisi di quali politiche la Banca Centrale Europea ha messo in atto per cercare di limitare gli effetti economici negativi generati dalla pandemia.

Per attuare tale analisi, il primo capitolo dell'elaborato vuole attuare una analisi di cosa sia il rischio sistemico e quali siano le sue componenti. Vengono ripresi studi a riguardo da parte dei maggiori studiosi del settore e ne viene data una interpretazione, passando per come si propaga, gli effetti network ed i bank run. Tale capitolo è la base teorica dell'intero elaborato.

Il secondo capitolo dell'elaborato ha invece come scopo quello di fornire gli strumenti per la misurazione del rischio sistemico. Vengono presentati strumenti con i quali ottenere le distribuzioni oggetto di studio, con la regressione quantilica ed il bootstrap, e strumenti con cui analizzare tali distribuzioni, come l'asimmetria e la curtosi. Viene poi fornita una spiegazione sia a livello concettuale che analitica del Value-at-Risk, punto di partenza per ogni misurazione del rischio. Infine, l'elaborato fornisce un modello per misurare il rischio all'interno del sistema bancario, il ΔCoVaR .

L'ultimo capitolo contiene una analisi del settore bancario europeo in tre periodi differenti: subito prima dello scoppio della pandemia, il periodo compreso fra l'inizio dello shock economico e l'approvazione del PEPP, ed i tre mesi successivi. Tale analisi è effettuata mediante la ricerca di correlazioni condizionate fra le banche prese in esame e l'intero sistema bancario. Questo studio è accompagnato da una ricerca sulle situazioni patrimoniali della banca, attuando confronti fra i vari risultati ottenuti nei periodi considerati. Per concludere, viene illustrato il piano di risposta al Coronavirus da parte della Banca Centrale Europea, attuato mediante l'introduzione del Pandemic European Purchase Programme e delle Pandemic Emergency Longer-Term Refinancing Operations.

CAPITOLO 1: IL RISCHIO SISTEMICO

1.1 Definizione

Il rischio sistemico è diventato un argomento centrale nella trattazione accademica e nel lavoro delle autorità di vigilanza in seguito alla crisi finanziaria del 2007-2008. La Grande Recessione, nome che viene attribuito alla crisi dei mutui sub-prime, ha impattato violentemente sull'economia globale. Gli effetti della Recessione sono quasi paragonabili a quelli delle maggiori crisi del passato, come la Grande Depressione del 1873, dalla quale si differenzia per la connotazione finanziaria anziché reale, e la Grande Crisi del 1929, con la quale condivide l'aspetto finanziario. La crisi del 2007-2008 ha rivelato, in primo luogo, la poca trattazione accademica riguardo le modalità con cui si formano e si diffondono tali rischi, e, in secondo luogo, l'inadeguatezza delle procedure di controllo vigenti e dei meccanismi di rilevazione da parte delle autorità di vigilanza. È tutt'ora in atto un processo di rinnovamento teorico e normativo e, sebbene sia intercorso più di un decennio dalla crisi, le soluzioni accademiche ed operative sono ancora in via di consolidamento.

Riportando il pensiero di De Brandt ed Hartmann (2000)¹, una analisi del rischio sistemico era già stata attuata in campi differenti da quello dell'economia, come ad esempio nella medicina per descrivere le conseguenze delle malattie e delle epidemie. Gli economisti hanno perciò "rubato" il termine contagio, utilizzandolo per descrivere la diffusione del fallimento dovuto ad una crisi sistemica tra gli operatori, i mercati ed istituzioni.

Prima di entrare nel merito dei meccanismi con i quali il rischio sistemico si propaga e le conseguenze che porta con sé, si tenterà di darne una definizione olistica, seguendo le analisi dei maggiori contributi della letteratura di riferimento. Sono molteplici i contenuti accademici da cui attingere qualora si voglia tentare di definire il rischio sistemico. Tali definizioni differiscono tra loro per via dei differenti punti di partenza fra i vari economisti. In particolare, si distinguono tre approcci differenti più utilizzati nella letteratura.

La prima interpretazione segue gli studi di Bartholomew e Whalen², secondo i quali "il rischio sistemico come un macro-shock che produce simultaneamente effetti negativi sulla maggior parte o tutte le economie domestiche". Questa definizione si focalizza sul termine sistemico, evidenziando come la crisi intercorra nell'intero sistema economico anziché tra le istituzioni singole. Secondo tale impostazione teorica, il rischio sistemico rappresenta la probabilità che vengano interrotti i flussi informativi all'interno del sistema finanziario, rendendo l'economia incapace di allocare in modo efficiente le risorse verso gli investimenti più profittevoli.

¹ De Brandt O., Hartmann P. (2000) "Systemic Risk: a Survey". Working Paper n.35, European Central Bank

² Bartholomew, P.F and Whalen, G.W. (1995) Fundamentals of Systemic Risk, in Banking, Financial Markets and Systemic Risk

Le altre due definizioni, invece, si incentrano su aspetti differenti, quali l'analisi microeconomia dei meccanismi di trasmissione dello shock. Secondo Kaufmann (1996)³ “il rischio sistemico è la probabilità che la perdita cumulativa maturi da un evento che mette in moto una serie di successive perdite lungo la catena delle istituzioni o mercati comprendenti un sistema”. Dunque, parafrasando le parole di Kaufmann, in seguito ad un evento, sia esogeno che endogeno, la perdita che ne consegue in una istituzione verrà diffusa all'interno del sistema attraverso dei canali di trasmissione. Si collega alla definizione appena esposta quella di Kupiec e Nickerson (2002)⁴, secondo i quali gli effetti della crisi a livello finanziario, si estendono sull'economia reale per via della diffusione di episodi come il *Credit Crunch*, nel quale le banche riducono le concessioni dei prestiti, diminuendo l'efficienza all'interno dell'intero sistema economico. Sempre sui canali di trasmissione si incentra lo studio di De Nicolò (2012)⁵, il quale va ad analizzare come il fallimento bancario possa diffondersi nel sistema. È riuscito ad individuare tre modalità secondo le quali tale fenomeno avviene: in primo luogo, l'armonizzazione delle procedure di *risk management* delle istituzioni finanziari ha aumentato la caratteristica di pro-ciclicità delle banche, fenomeno che accelera la situazione del ciclo in cui si trovi l'economia, sia essa in fase di espansione che in quella di recessione. In secondo luogo, le istituzioni possono decidere di liquidare i propri assets per diminuire la leva finanziaria ed aumentare il proprio patrimonio. Tale soluzione, sarebbe considerata efficace in un contesto di stabilità del sistema economico. In caso, però, il sistema economico sia colpito da uno shock, sia esso esogeno od endogeno, molteplici istituzioni finanziarie decideranno di vendere parte dei propri assets per accrescere la propria liquidità. La vendita congiunta delle attività porterà ad un crollo dei rispettivi prezzi sui mercati a causa di una loro minore domanda. Infine, dato che il valore degli assets utilizzati come *collateral*, ovvero garanzie, non sarà più considerato come stabile, le banche chiederanno degli *haircuts*, ovvero una quota di denaro in forma liquida, maggiori nei prestiti *overnight*. Secondo De Nicolò, dunque, il rallentamento degli scambi nel mercato interbancario, dovuto alla trasmissione del rischio fra le varie istituzioni, porta il rischio ad una dimensione sistemica, facendolo uscire dal sistema finanziario.

La terza tipologia di definizioni attiene alle connessioni indirette tra gli istituti finanziari, dovute alle valutazioni simili che gli vengono attribuite dai mercati. Questo tipo di connessione è più debole rispetto a quella diretta, poiché si basa su meccanismi razionali dell'uomo. Infatti, quando una istituzione finanziaria, come una banca, si trova ad affrontare un fallimento in seguito ad uno shock esterno, il mercato attribuirà agli altri enti presenti all'interno del sistema bancario un rischio maggiore a causa di un'incertezza crescente. Gli investitori saranno maggiormente interessati a conoscere la situazione patrimoniale della banca in cui hanno versato i propri fondi, cercando somiglianze con la banca fallita. Maggiore sarà il grado delle similitudini

³ Kaufman G.G., (1996). “Bank Failures, Systemic Risk, And Bank Regulation”, Cato Journal, Vol. 16, No. 1

⁴ Kupiec P., Nickerson D., (2002). “Assessing Systemic Risk Exposure from Banks and Housing GSEs under Alternative Approaches to Risk-based Capital Regulation.” Working Paper, Colorado State University, December.

⁵ De Nicolò G., Favara G., Ratnovski L. (2012) “Externalities and Macroprudential Policy”. International Monetary Fund, IMF Staff Discussion note.

riscontrate nella gestione patrimoniale, operativa o del rischio, e maggiore sarà la possibilità che i depositanti ritirino i propri fondi dalla banca per via del mutamento del giudizio su di essa, generando fenomeni di *bank run*.

Gli studi di Allen e Carletti (2013)⁶ hanno portato, secondo la loro analisi, ad individuare sei fenomeni in grado di innescare una crisi sistemica:

- Il grado di esposizione allo scoppio di *bubble*. Viene in questo contesto citata dagli autori la bolla immobiliare scoppiata nel 2007;
- Le crisi di liquidità, le quali rendono le banche più sensibili ad uno shock esogeno;
- Le crisi di fiducia dei depositanti che possono spingerli a ritirare i fondi;
- Il numero di interconnessioni presenti nel sistema finanziario, le quali tramite l'effetto network, aumentano la prociclicità del sistema;
- Le crisi del debito sovrano, le quali aumentano i tassi di interesse per alcune tipologie di investimento nell'attivo di determinate istituzioni, come ad esempio i mutui, i quali sono agganciati allo *spread*. Tra queste è possibile citare la crisi dell'Argentina di fine '900 e la crisi che ha colpito i PIGS (Portogallo, Italia, Grecia e Spagna) nello scorso decennio;
- Infine, le crisi valutarie. Le banche posseggono molteplici attività in valute differenti e, in caso di svalutazione di una di queste, gli assets potrebbero perdere di valore, peggiorando la situazione patrimoniale della banca considerata.

Inizialmente gli studiosi ritenevano coinvolte esclusivamente le banche all'interno dei loro ragionamenti sul rischio sistemico, purtroppo, non è così. I rischi di portata sistemica possono arrivare da una molteplicità di tipologie di istituzioni finanziarie diverse, come ad esempio assicurazioni e fondi di investimento, aumentando il numero delle fonti dalle quali il rischio può nascere e diffondersi. Per concludere, la recente tendenza delle istituzioni finanziarie ad adottare meccanismi appartenenti allo *Shadow Banking System*, definito dal Financial Stability Board come il "sistema di intermediazione creditizia di entità e attività fuori dal sistema bancario regolato", ha aumentato la propagazione e la trasmissione degli shock negativi nel sistema finanziario.

1.1.1 Rischio Sistemico e banche

Nonostante, il rischio sistemico colpisca l'intero sistema economico, il settore finanziario è sicuramente quello più esposto, in particolar modo quando la crisi è generata all'interno del settore bancario. La vulnerabilità del settore bancario è insita nella sua stessa attività *core*: la raccolta del risparmio e l'erogazione del credito attuata mediante la trasformazione dei rischi e delle scadenze. Uno shock interno od esterno al sistema finanziario

⁶ Allen F., Carletti E. (2013) "Systemic risk from real estate and macro-prudential regulation". Int. J. Banking, Accounting and Finance, Vol. 5.

rallenta l'esercizio dell'attività creditizia delle banche. Queste sono l'anello centrale nel meccanismo di trasmissione monetaria delle decisioni attuate dalla banca centrale verso l'economia reale. Un loro rallentamento nell'esercizio della propria attività porterebbe ad una incapacità dei decisori politici di effettuare contromosse per rispondere ad una situazione di crisi. Parlando generalmente, l'instabilità di una banca si può diffondere attraverso canali diretti ed indiretti all'interno del sistema finanziario. Tutto ciò porta gli enti a limitare i propri investimenti, come nel caso specifico delle banche dei prestiti.

Kaufmann (1996)⁷ sottolinea come la dimensione di una banca sia rilevante nella capacità di propagazione del rischio. Infatti, qualora una banca di notevoli dimensioni sia colpita da uno shock, sia esso endogeno che esogeno, è più probabile che gli effetti nel sistema saranno maggiori rispetto a quelli che ne scaturirebbero da perdite conseguite da una banca di dimensioni minori. La grandezza di una banca implica un maggior numero di interconnessioni all'interno del sistema bancario, unita ad una attenzione mediatica superiore e ad un maggior numero di depositanti serviti. Di conseguenza, l'instabilità di una banca di grandi dimensioni, si ripercuote sia sui canali diretti, che sui canali indiretti. Infine, più sarà grande la banca colpita dallo shock iniziale, maggiore sarà la contagiosità del rischio sistemico.

Tutto ciò porta Kaufmann ad affermare che le crisi all'intero del sistema bancario producano effetti maggiori rispetto a quelli generabili in altri settori.

Gli studi di Jean Charles Rochet e Jean Tirole (1996)⁸ li hanno portati a sostenere che “le perdite devono eccedere il capitale di ogni banca lungo la catena affinché lo shock iniziale si propaghi con successo nel sistema”. Secondo tale affermazione, le banche dovrebbero cercare di disporre di capitale sufficiente a sanare le perdite per interrompere la catena di trasmissione. Il problema si sposta dunque sulla determinazione della quantità di capitale che deve essere detenuto. I due economisti arrivano così ad affermare che le banche dovrebbero trattenere a riserva una quantità di moneta pari all'unione del rischio delle proprie attività, il rischio sopportato dalle istituzioni ad essa connesse ed alle aspettative sulla forza dello shock. La banca risulterà così coperta sia dai meccanismi di trasmissione, che dalle situazioni nelle quali risulterà essere la prima colpita.

I due studiosi non fanno considerazioni riguardo al *leverage*, ossia l'indebitamento delle banche, parametro che in questo elaborato si considera rilevante per la diffusione del rischio. Nonostante alti livelli di questo parametro contribuiscano ad aumentare la redditività per i propri azionisti, con un alto livello di *leverage*, il grado di rischio richiesto per mandare in default una banca, sarà minore. Di conseguenza, sarà altresì maggiore la probabilità che il rischio verrà diffuso all'interno del sistema e che ciò avvenga con una velocità più elevata. Le banche, non saranno così in grado di attuare meccanismi correttivi in breve tempo per tutelarsi dal fallimento di un ente all'interno del loro sistema, e dovranno perciò disporre di misure preventive adeguate.

⁷ Kaufman G.G., (1996). “Bank Failures, Systemic Risk, And Bank Regulation”, Cato Journal, Vol. 16, No.

⁸ Rochet, Jean-Charles, and Jean Tirole. 1996. Interbank Lending and Systemic Risk. Journal of Money Credit and Banking (November), pt. 2: 733–62.

Perciò le banche inizieranno a difendersi dalla possibilità di insolvenza aumentando gli interessi od i collateral nei prestiti più rischiosi, oppure aumentare le loro riserve ed infine detenere attività più facilmente liquidabili. La Grande Recessione del 2007 è un esempio di come un fallimento dovuto ad una crisi di liquidità si sia trasmesso all'interno del sistema bancario.

1.1.2 Crisi Razionali ed Irrazionali

Inizialmente, gli studi economici venivano catalogati come percorsi di tipo scientifico. Era stata la stessa scuola di Harvard con la teorizzazione del paradigma struttura-condotta-performance ed esaltarne la modellizzazione. Ma, l'economia basa i suoi studi sull'agente economico, il quale è per definizione l'uomo, come è stato illustrato in seguito dalla scuola comportamentista di Chicago. Infatti, l'uomo non possiede informazioni perfette come è altresì vero che non tutti gli agenti economici sono perfettamente razionali. Partendo da ciò, si vuole ora introdurre la differenza fra le crisi sistemiche di tipo razionale e quelle irrazionali (o indiscriminate). Nelle prime, le persone posseggono ed usano le capacità per analizzare le differenti istituzioni finanziarie; nelle seconde, avviene il contrario: gli agenti economici non riescono a scegliere le istituzioni che presentano caratteristiche migliori rispetto alle concorrenti, adoperando decisioni irrazionali.

Le crisi sistemiche di tipo razionale sono analizzate dai teorici Aharony e Swary (1996)⁹, secondo i quali, l'agente economico perfettamente razionale, in seguito al fallimento di una banca, baserà le sue analisi su tre misure differenti, prima di decidere se ritirare i fondi dal luogo in cui li ha depositati.

La prima misura considerata dai due economisti è quella della distanza dalla banca solvente da quella in fallimento. Infatti, qualora l'istituto in default creditizio sia vicino a quello patrimonialmente sano, anche se quest'ultimo non presenta perdite, riceverà una valutazione di rischio maggiore. La distanza può essere, infatti, usata per approssimare la somiglianza tra le attività nelle quali le due banche possano aver investito. Tale considerazione, è valida se le banche operano nella stessa regione e sono esposte ad un rischio simile. La distanza può essere ulteriormente usata per stimare il grado di informazione degli agenti economici in quella regione, risultando utile per comprendere le possibili reazioni che questi potranno avere. Infatti, qualora il livello di informazione sia basso, i depositanti ritireranno ugualmente i propri depositi dalle banche, siano esse in condizioni di solvenza o meno.

In secondo luogo, Aharony e Swary, gli agenti razionali guarderanno alla dimensione della banca. Difatti, oltre a quello che si è precedentemente analizzato dagli studi di Kaufmann (1996), relativi alle dimensioni delle banche di cui si è già discusso nel paragrafo precedente, è altresì vero che la grandezza della banca solvente possa implicare un maggior numero di connessioni, tra cui quella con la banca in default. I due teorici, inoltre,

⁹ Aharony, J. e Swary, I. 1996 Additional evidence of the information-based contagion effects of bank failures in «Journal of banking and finance», January, pp. 57-69

nel loro studio, intendono la dimensione della banca anche come la composizione dei suoi assets: gli agenti razionali cercheranno similitudini tra l'istituto creditizio in default e quello nel quale hanno effettuato i propri depositi.

Infine, terza ed ultima misura considerata da Aharony e Swary è quella dell'indice di *capital ratio*, riguardante il livello di indebitamento, o *leverage*, della banca. Qualora le banche decidano di aumentare il proprio grado di indebitamento, cercheranno di offrire un numero di informazioni maggiori per tutelare i propri depositanti ed i propri azionisti. Ma, nel momento in cui una banca fallisce, aumenta il timore di insolvenza per le banche ad alto indebitamento, poiché queste sono maggiormente sensibili ad uno shock, avendo capitale inferiore per sopperire alle perdite. Ne conseguirà che gli agenti razionali ritireranno i propri depositi dalla banca considerata, portando anche essa in condizioni di insolvenza.

Le crisi sistemiche di tipo irrazionale si manifestano quando gli agenti economici non hanno le capacità di prendere la decisione migliore, per questo cercheranno, in seguito ad un evento iniziale, di anticipare i comportamenti degli altri depositanti reagendo ai primi prelievi. Tale situazione è indotta dalla gestione sequenziale dei depositi, nella quale questi verranno liquidati in ordine di richiesta. In una situazione in cui avviene un ritiro simultaneo in una banca, potranno prelevare i propri fondi i primi che arriveranno allo sportello ma non gli ultimi. In poche parole, seguendo la saggezza popolare, "chi prima arriva meglio alloggia". Il sistema sarà perciò soggetto a fenomeni di bank runs, i quali saranno insiti nella stessa attività bancaria, costituita maggiormente dalla trasformazione delle scadenze e dei rischi e che viene effettuata una gestione dei depositi. I soli indici patrimoniali, in una situazione di questo tipo, non sono adatti ad arginare la corsa agli sportelli, per via della difficoltà nella loro interpretazione da parte dei depositanti irrazionali. È per questo che l'Italia, insieme all'Unione Europea, si è dotata di una *safety line*, costituita principalmente dall'assicurazione sui depositi e dal salvataggio pubblico delle *too-big-to-fail*.

Accade però che, sul solco lasciato da una crisi, il sistema capitalista riesca a costruire fondamenta più solide da cui ripartire, facendo diventare maggiormente consci degli errori commessi gli agenti economici, aumentandone il loro grado di razionalità. Infatti, le banche, e le istituzioni finanziarie nel loro complesso, miglioreranno le loro tecniche di *risk management*: ad esempio, a seguito della crisi del 2007/2008, nella quale la Lehmann Brothers è fallita a causa di mancanza di liquidità, le banche hanno iniziato ad aumentare le proprie riserve liquide ed i propri titoli sul mercato monetario, considerato maggiormente liquido. Anche le autorità di vigilanza hanno modificato le proprie normative, come ad esempio l'aumento in Europa al 2% delle riserve obbligatorie da detenere presso la BCE.

Nel caso in cui si verifichi un aumento della razionalità all'interno del sistema economico, ciò non diventerebbe però garanzia di benefici. Difatti, se da una parte, potrebbe esserci un aumento della disciplina del mercato, dall'altro gli agenti economici potrebbero innescare più rapidamente crisi sistemiche razionali, individuando le banche più a rischio, supponendo l'esistenza di una quantità di informazione sufficiente ad

esprimere un giudizio. Tale condizione, è comunque preferibile a quella in cui il livello di informazione disponibile e della razionalità degli agenti economici sia inferiore. Infatti, in tale contesto, a prevalere sarebbero le crisi di tipo irrazionali e le banche, a discapito dell'efficienza, dovrebbero aumentare le tecniche di risk management, a causa dell'incapacità nel discernere quale banca sia più esposta al rischio.

È in atto un processo di armonizzazione delle tecniche di risk management, incentivato anche dalle politiche delle autorità di vigilanza, il cui risultato può portare all'annullamento delle differenze fra crisi razionali ed irrazionali. Tale omogenizzazione può avere come conseguenza quella di rendere il rischio sistemico endogeno al sistema: comportamenti che, prendendo singolarmente una istituzione finanziaria, sarebbero stati reputati corretti, in una situazione in cui tutti adoperano le stesse misure preventive o contromosse, possono avere conseguenze catastrofiche. Un esempio è la liquidazione degli asset per aumentare il patrimonio. Se fosse una sola banca a fare ciò, l'impatto di tale decisione sul prezzo del titolo non sarebbe lo stesso rispetto a quello che si avrebbe se più banche prendessero la stessa scelta. Si può sintetizzare dicendo che la razionalità di un comportamento singolo, si trasforma in una irrazionalità collettiva.

Per concludere, sono rilevanti le evoluzioni nell'innovazione finanziaria. Queste nascono in risposta alle modifiche normative, cercando in parte di eluderle, con il fine di aumentare il rendimento per gli azionisti, ma aumentando il rischio nel sistema. Le autorità di vigilanza si trovano perciò a dover continuamente modificare la disciplina regolamentaria e, in seguito, a subire una nuova innovazione finanziaria su tale modifica.

1.2 Genesi del rischio sistemico

La teoria economica mette in evidenza il livello di regolamentazione necessario nel sistema finanziario, per vigilare i rischi di portata sistemica e stabilire coerenti sistemi di monitoraggio. Le crisi finanziarie vengono dunque classificate secondo il proprio fattore scatenante e le loro evoluzioni. È possibile caratterizzare le crisi finanziarie a seconda che lo shock sia esogeno o endogeno e per i canali di propagazione del rischio. Prima di analizzare tali fattori, è utile definire i fenomeni del contagio e dello spillover e spiegarne le differenze.

1.2.1 Differenze fra Contagio e Spillover

La globalizzazione oltre ad aver apportato profondi mutamenti alla struttura sociale, ha segnato anche il sistema economico. Infatti, grazie ad essa sono aumentate le interconnessioni tra le economie mondiali insieme ad una liberalizzazione degli scambi internazionali sempre maggiore. Ciò sta portando alla crescita delle varie nazioni, sia di quelle già sviluppate, che delle economie emergenti, facendo diminuire le differenze tra esse. Questo processo si è però dovuto interrompere a causa della pandemia. Ma l'aumento dell'interdipendenza porta con sé conseguenze sia positive che negative. Infatti, da una parte, oltre ciò che aveva teorizzato Ricardo nella "Teoria dei vantaggi comparati", ovvero una allocazione efficiente delle risorse, l'estensione globale

dell'economia permette di ammortizzare gli shock macroeconomici. Dall'altra parte, come accade in medicina con i virus, maggiore è la connessione con gli altri, maggiori sono le possibilità di rimanere contaminati. Con questa facile ed attuale similitudine, si vuole spiegare come l'interdipendenza possa anche trasmettere gli shock da un paese all'altro. Questo duplice aspetto della globalizzazione, ha portato sia a fasi di grande crescita, che a fasi di recessione. In questo paragrafo, si vogliono perciò trattare i meccanismi di diffusione del rischio a cui la letteratura economica fa riferimento: lo spillover ed il contagio.

Per quanto riguarda lo spillover, si possono identificare due tipologie di definizioni: per la prima, questo elaborato fa riferimento a Rigobón (2019)¹⁰, secondo il quale l'effetto spillover è il fenomeno con il quale gli shock vengono trasmessi da un paese ad un altro. La seconda definizione segue gli studi di Kireyev e Leonidov (2015)¹¹, i quali affermano che lo spillover è la conseguenza degli effetti macroeconomici delle decisioni politiche di un paese sugli altri. La definizione di Rigobón è sicuramente più espansiva di quella di Kireyev e Leonidov, poiché tiene conto anche delle decisioni politiche.

Si possono individuare due canali di trasmissione su cui si appoggia lo spillover: i canali reali di connessione ed i canali di informazione. Nel primo caso, per canali reali di connessione si intendono quelli legati alle relazioni commerciali e finanziarie fra i paesi. Ne è esempio il fatto che, se un paese sta affrontando una fase di instabilità economica, ridurrà il livello degli scambi con i paesi con i quali intrattiene relazioni commerciali, peggiorando il numero delle loro esportazioni. Perciò, nel caso dei canali reali, le connessioni fra i paesi sono dirette.

Diverso è il discorso per i canali informativi. La base di questi è l'esistenza dell'informazione imperfetta nei mercati finanziari. Gli agenti economici cercheranno caratteristiche comuni fra i differenti paesi, cercando di trovare i partner commerciali, al fine di esprimere un giudizio finale e scegliere su quali investire. La teoria economica chiama questi spillover anche "spillover internazionali", affermando una connessione fra i singoli rischi del debito sovrano. Infatti, una nazione che intrattiene numerose relazioni commerciali con una avente un alto grado di rischio, sarà giudicata con maggiore severità dagli agenti economici. Gli spillover internazionali hanno aiutato a diffondere cambiamenti commerciali e finanziari provenienti dai singoli stati all'ambiente generale, e viceversa.

Come per gli spillover, secondo Forbes (2012)¹² anche per il contagio esistono due tipologie di definizioni, le quali differiscono per il periodo temporale considerato. Nella prima tipologia di definizioni, il focus è sul periodo precedente allo shock. Infatti, viene definito come "il meccanismo per il quale, uno shock da una nazione è trasmesso ad un'altra, i quali non sono tradizionalmente collegati mediante i canali tradizionali,

¹⁰ Rigobón, Roberto. "Contagion, Spillover, and Interdependence." *Economía*, vol. 19, no. 2, 2019, pp. 69–100

¹¹ Kireyev, A. & Leonidov, A. (2015), *Network effects of international shocks and spillovers*, Working Paper 15/149, International Monetary Fund.

¹² K. Forbes, "The Big C: identifying contagion, Technical Report", National Bureau of Economic Research (2012)

come gli scambi reali o finanziari”. Nel secondo filone di definizioni, invece, l’orizzonte temporale è spostato a dopo che lo shock è avvenuto. Infatti, viene definito “contagio puro”, o in inglese “*shift contagion*” quando, dopo lo shock di un paese, le caratteristiche comuni fra le nazioni risultano essere maggiori rispetto al passato. Le teorie sembrano comunque concordi sul fatto che l’entità dello shock non debba essere globale, come è accaduto ora con il COVID-19, per essere classificato come contagio. Un’altra definizione di contagio, più omnicomprensiva rispetto alle precedenti, è attribuibile a Karolyi e Andrew (2003)¹³ secondo cui “il contagio è la trasmissione di uno shock estremamente negativo, da una nazione ad un’altra”. Rispetto alle prime definizioni citate, il passaggio “da una nazione ad un’altra” non sottintende la mancanza di collegamento prima dello shock. Ogni nazione con una economia avanzata è ormai collegata direttamente o indirettamente con le altre. Questa definizione lascia così aperta l’esistenza di rapporti finanziari e reali, facendo diventare labile il confine fra ciò che sia lo spillover e cosa sia il contagio. La realtà è che si parla, in ogni caso, di teorie economiche che derivano da assunzioni ed ipotesi che differiscono da economista ad economista, o, nel peggiore dei casi, dalle loro credenze. La differenza essenziale è che il contagio avviene tramite shock estremamente negativi e può non prevedere dirette connessioni fra le nazioni; lo spillover è invece basato su canali di trasmissione saldi ed è presente in ogni periodo economico, sia esso di crescita che di recessione.

Le crisi dovute al contagio negli ultimi decenni dell’economia capitalistica sono molteplici e sono state trattate da parte della banca d’investimento JP Morgan (2004)¹⁴. Si è scelto di citare due casi partendo dalla facilità nel di individuazione delle motivazioni della crisi stessa. La prima ad essere riportata in questo elaborato è la crisi del 1997 avente come primo paese colpito dallo shock la Thailandia. Il motivo scatenante fu un apprezzamento del Bath, la moneta thailandese, dovuto ad un apprezzamento del dollaro al quale era ancorata. La banca centrale thailandese, decise così di avviare una procedura di deprezzamento del dollaro. L’operazione ebbe però esito fallimentare, riuscendo così a deprezzare il Bath, ma drasticamente di più rispetto all’obiettivo iniziale. Questo danneggiò fortemente in primis l’economia thailandese, per propagarsi molto rapidamente verso le economie limitrofe, con le quali vi erano forti relazioni commerciali. In questo caso, il motivo per il quale la crisi si è propagata risulta evidente per via dei canali diretti. Risulta molto più complesso quando la trasmissione della crisi è dovuta alla mancanza di fiducia degli agenti economici: la crisi Russa del 1998 appartiene a questa tipologia. Furono gli investitori internazionali a fermare la transizione economica dell’ex Unione Sovietica dall’economia pianificata ad una capitalistica. Infatti, gli operatori mostrarono più di qualche perplessità in merito alla sostenibilità dell’ancoraggio del rublo al dollaro, innescando anche in questo caso una crisi valutaria. Tutto ciò ebbe conseguenze drastiche per l’economia Russa: la moneta nazionale si svalutò portando ad un forte calo del PIL. Nonostante non ci fosse una grande quantità di scambio di beni e servizi fra i due paesi, presentando perciò livelli di spillover bassi, la crisi passò dalla Russia al Brasile a causa del contagio. Furono i mercati, perdendo fiducia nel paese sudamericano, a causarne la crisi, considerando come

¹³ Karolyi, Andrew G. “Does International Finance Contagion Really Exist?” *International Finance* 6, no. 2 (2003):179-199.

¹⁴ Morgan, J. P. (2004). “Emerging Markets External Debt as an Asset Class.” October 24

simili Russia e Brasile e facendoli rientrare nella categoria di paesi emergenti e, dunque, con un livello di rischio simile. Come la Russia, anche il Brasile stava attuando un piano per rivoluzionare la propria economia, ovvero il “Piano Real” iniziato nel 1994. Una grande quantità di capitali esteri, per lo più speculativi, entrava contemporaneamente in Russia ed in Brasile. Ciò portò gli analisti ad equiparare le due economie a causa delle similitudini nelle loro politiche macroeconomiche. Una volta che i mercati persero fiducia nella Russia, fu inevitabile che il giudizio si uniformasse anche per il Brasile, dando inizio alla crisi.

1.2.2 Shock esogeni e cicli endogeni: la Financial Instability Theory

Prima della crisi dei mutui subprime, la teoria economica aveva elaborato gran parte dei propri modelli sulla probabilità con cui potesse avvenire uno shock esogeno. In seguito alla crisi, la ricerca è tornata ad affrontare il tema dell’origine degli shock, cercando di comprenderne le cause piuttosto che le possibilità che questi avvengano. Si distinguono due teorie su come possa iniziare una crisi di portata sistemica: la prima, fa riferimento ai cicli endogeni, mentre la seconda agli shock esogeni.

Nel corso delle fasi di espansione del ciclo economico, si creano degli squilibri generati dai comportamenti degli operatori finanziari, facendo accrescere in questo modo il grado di rischio all’interno del sistema. Secondo questa impostazione teorica, lo scoppio di una crisi non è dovuto ad uno shock esogeno, ma al superamento di una soglia di sopportazione di tali squilibri all’interno del sistema finanziario. Tale ragionamento permette di far affermare agli economisti Kindleberger e Aliber (2005)¹⁵ che il rischio sistemico diventa pro-ciclico nel sistema a causa dei comportamenti degli operatori. Questi, dovranno perciò incentrarsi su una analisi di tipo *time-varyng risk*, che cerca di comprendere il grado di rischio sistemico insito in quel momento nel sistema. Secondo i due teorici, una analisi di questo tipo può preparare le istituzioni finanziarie e le autorità regolative a prevenire una crisi sistemica. L’impostazione teorica di Kindleberger e Aliber ha le sue fondamenta nella teoria elaborata da Minsk (1992)¹⁶, la “*Financial Instability Hypotesis*” sull’endogenia delle crisi all’interno del sistema finanziario. Tale ipotesi, si basa su due teoremi: in primo luogo, il sistema finanziario è caratterizzato da fasi di stabilità e fasi di instabilità; in secondo luogo, esistono delle “relazioni finanziarie” che aumentano il grado di rischio del sistema portandolo ad una fase instabile. A questo punto, Minsk divide le istituzioni finanziarie in due modelli di comportamento differenti: gli “*Hedge Funds*” ed i “*Ponzi Finance*”. Le istituzioni di tipo Hedge Funds vengono qui intese come quelle sane in grado di soddisfare i propri obblighi contrattuali. Lo “*Schema Ponzi*”, riprende il nome da una truffa effettuata da Charles Ponzi negli Stati Uniti durante il periodo compreso fra le due guerre mondiali, che ha coinvolto più di quarantamila persone, nel quale venivano convinti potenziali clienti di aderire ad un investimento con tassi

¹⁵ Kindleberger, C. e Aliber, R. 2005 *Manias, panics and crashes*, 5th ed., Hoboken, Wiley&Sons

¹⁶ Minsky, Hyman P. (1992): *The Financial Instability Hypothesis*, Working Paper, No. 74, Levy Economics Institute of Bard College, Annandale-on-Hudson, NY

maggiori rispetto a quelli di mercato. Tale operazione però, permetteva di pagare gli interessi dell'investimento con i nuovi fondi raccolti, senza mai rimborsare veramente il capitale. Minsk riprende la terminologia "Schema Ponzi" per descrivere le istituzioni finanziarie caratterizzate da una attività speculativa, non in grado di pagare interamente gli obblighi contrattuali. Durante le fasi di espansione, alcune istituzioni transitano da un modello di tipo Hedge Fund allo Schema Ponzi. Gli azionisti saranno interessati ad un ROE maggiore, generabile tramite investimenti a tasso di rendimento alto o mediante una maggiore leva finanziaria, accrescendo il grado di rischio. Nel momento in cui una istituzione in "Ponzi Finance" vedranno peggiorare la propria situazione patrimoniale, saranno costrette a chiedere in prestito fondi o a vendere i propri assets. Ad un certo punto della fase espansiva, il numero delle istituzioni adoperanti attività speculative cresce in modo tale da portare l'economia in uno stato inflattivo. Le autorità di vigilanza proveranno a ridurre l'inflazione mediante una restrizione monetaria con l'obiettivo di diminuire i rendimenti delle attività. In un contesto di instabilità, l'alto livello di rischio porta gli intermediari finanziari a richiedere interessi maggiori per concedere un prestito. Le istituzioni che attuano lo Schema Ponzi cercheranno di ottenere liquidità vendendo i propri assets, facendone crollare il valore. Perciò, per concludere, secondo Minsk, il rischio sistemico è endogeno nel sistema finanziario, le cui crisi sono dovute a cicli espansivi e recessivi insiti nel modello capitalistico.

1.2.3 Canali di Trasmissione

Le crisi sistemiche sono caratterizzate per la loro rapidità di diffusione a causa dell'esistenza di canali di trasmissione all'interno del sistema finanziario. Fenomeni come lo spillover o il contagio si propagano all'interno dei canali, diffondendo il rischio all'interno del settore. I canali di trasmissione tra le istituzioni finanziarie possono essere diretti o indiretti, a seconda dell'esistenza o meno di connessioni fra loro.

I canali diretti derivano dai normali rapporti contrattuali che si generano all'interno del mercato interbancario formando posizioni debitorie e creditizie. Le istituzioni finanziarie sono collegate direttamente anche tramite i sistemi di compensazione, o *clearing*, le cui transazioni possono coinvolgere anche più di due banche.

I canali indiretti di propagazione del rischio fra gli intermediari finanziari, invece, si generano per via dell'appartenenza al medesimo mercato di titoli. Essendo la stessa platea di operatori a valutare le diverse istituzioni finanziarie, in caso di uno shock esogeno al sistema o ad una perdita di fiducia degli investitori, il rischio percepito crescerà anche qualora le banche siano solventi. È possibile osservare una correlazione tra le banche per quanto riguarda le fluttuazioni di mercato.

I canali di trasmissione, a causa dell'espansione internazionale delle attività da parte delle istituzioni finanziarie, rendono il sistema portatore di contagio degli shock fra le diverse nazioni. Gli studi di Rochet e

Tirol (1996)¹⁷ hanno dimostrato che la velocità e la potenza con la quale gli shock si propagano nel sistema aumentano quando, in una delle istituzioni collegate dal canale di trasmissione, le perdite superano il capitale di cui queste sono dotate. Ovviamente, come esposto da Kaufmann, la dimensione di una banca è un'ulteriore variabile chiave per spiegare l'impatto della trasmissione della perdita. Nonostante una situazione patrimoniale sostanzialmente in equilibrio, gli effetti di tali interconnessioni fra le banche possono avere conseguenze catastrofiche. Difatti, basterebbe una situazione patrimoniale il leggera perdita per rovinare la posizione di una banca, per via degli effetti network dei quali si parlerà nel prossimo paragrafo.

In conclusione, i sostenitori di questa impostazione teorica, si oppongono ai risultati precedentemente esposti di Kindleberger e Aliber, secondo i quali il rischio è endogeno al sistema e misurabile nel corso del tempo mediante una analisi di tipo *time-varyng risk*. I difensori delle teorie sui canali di trasmissione considerano il rischio sistemico non misurabile temporalmente e consigliano di monitorare le caratteristiche delle diverse interconnessioni con una analisi di tipo *cross-section*.

1.2.4 Effetti network

Nel corso del primo capitolo di questo elaborato, si è analizzato come le banche, o più in generale gli istituti finanziari, siano interconnessi fra di loro da relazioni dirette ed indirette e siano esposti a shock esogeni ed endogeni. Allo stesso tempo, non tutte le crisi sistemiche sono uguali, anzi, differiscono per la portata, per la violenza e per la complessità con le quali si verificano. Ad esempio, l'analisi della crisi finanziaria del 2007-2008 ha portato alla luce la complessità del rischio sistemico, per via delle numerose variabili che lo hanno portato a svilupparsi all'interno del sistema finanziario. In particolare, il periodo di prosperità delle economie capitalistiche nel ventennio precedente alla crisi era caratterizzato da grandi politiche di liberalizzazione e da un forte grado di innovazione finanziaria. Questa combinazione ha generato tre diverse tipologie di evoluzioni all'interno del settore finanziario. In primo luogo, in quegli anni è avvenuta una radicale modifica delle modalità di gestione dei prestiti, passando dal modello *Originate To Hold* (OTH), ad uno *Originate To Distribute* (OTD). Nel modello OTH è la banca stessa ad effettuare la gestione del prestito, il quale viene conservato all'interno del proprio bilancio. Il modello OTD si contraddistingue dal primo, prevedendo la cartolarizzazione del debito in pacchetti generati da imprese specializzate, le quali creano prodotti in grado di soddisfare le differenti propensioni al rischio. Questo processo, modifica radicalmente l'attività di intermediazione, rendendo più omogeneo il sistema. In secondo luogo, sono aumentate le connessioni fra gli intermediari finanziari, sempre a causa delle nuove innovazioni finanziarie, che aumentarono esponenzialmente, creando nuovi prodotti come: i contratti *Repo* (*Repurchase Agreement*) ovvero dei prestiti interbancari a scadenza molto ravvicinata, con durata che varia solitamente da uno a dieci giorni; gli *Asset*

¹⁷ Rochet, J.C. e Tirole, J. 1996 Interbank lending and systemic risk, in «Journal of Money Credit and Banking», 28th November, pp. 733-62.

Backed Securities (ABS), cioè la cartolarizzazione degli attivi creditizi; ed infine i *Collateral Debt Obligation (CDO)*, ovvero quella tipologia di obbligazioni che accettano come garanzia un debito. Infine, si è innescato un processo che ha reso omogenei i vari intermediari finanziari, nel quale si cercava di imitare i modelli di business profittevoli. La maggior parte di questi era però volto alla ricerca di un profitto a breve termine per soddisfare le esigenze degli azionisti, portando perciò ad investimenti in additività a maggior rendimento e, perciò, rischio.

Haldane (2009)¹⁸ nei suoi studi sui network finanziari include come due variabili chiave la complessità, generata dalle innovazioni finanziarie, e l'omogeneità dei modelli di business. La combinazione di queste due variabili ha reso più complessi i bilanci delle banche, aumentando i canali di collegamento con forme di intermediazione anche distanti da quella creditizia, come ad esempio le assicurazioni o i fondi pensione. Haldane, inoltre, ha dimostrato come la strategia di diversificazione abbia aumentato l'omogeneità nei network finanziari. Il teorico, infatti, ipotizza come le istituzioni finanziarie imiteranno le strategie di diversificazione ritenute migliori, anche fra intermediari con caratteristiche differenti. Questo processo potrebbe paradossalmente portare ad annullamento delle peculiarità fra le varie istituzioni finanziarie. Prima della crisi del 2007-2008, questo quadro appena illustrato, rendeva secondo gli studiosi il network finanziario che si era creato poco sensibile ad una crisi, a causa della solidità fornita dall'unione dell'alta complessità e omogeneità. Questi non considerarono però l'esistenza dei rischi di rilevanza sistemica, i quali non consentono di eliminare totalmente il rischio.

I network finanziari sono costituiti da quattro caratteristiche fondamentali: la connettività, i controlli interni, l'incertezza e l'innovazione. Secondo gli studi di Albert¹⁹, entro una certa dimensione, la connettività riesce ad assorbire gli shock, facendoli disperdere all'interno del sistema. Ma un livello eccessivo di connessioni all'interno dei network finanziari, possono invece avere l'effetto contrario di amplificare gli shock nel sistema, come un incendio in una foresta, rendendolo più instabile. Inoltre, le connessioni all'interno del sistema finanziario si rivelano efficaci per contrastare una anomalia temporanea, ma sono inadatti quando lo shock è mirato. L'alto livello di connettività del network finanziario, rende più complicata l'attività dell'autorità di vigilanza.

In secondo luogo, per i sistemi di controllo interni, è possibile fare un paragone con l'attuale situazione pandemica. Quando all'inizio dell'epidemia i focolai in Italia erano maggiormente incentrati in Lombardia, gli abitanti di tale regione intrapresero due tipologie di comportamenti razionali: alcuni si "nascosero" auto imponendosi una quarantena ed altri, per sfuggire al contagio, "migrarono" verso le proprie regioni native o nelle quali avevano proprietà in contesti poco popolati. Ecco, in una crisi finanziaria i comportamenti delle

¹⁸ Haldane, A. 2009 Rethinking the financial network, Bank of England, Speech delivered at the Financial Student Association, Amsterdam, April.

¹⁹ Albert, R., Albert, I and Nakarado, G.L. (2004), "Structural vulnerability of the North American power grid", arXiv:condmat/040107v1.

istituzioni sono simili ma con effetti differenti: il nascondersi qui consiste nell'aumentare il grado di alcuni meccanismi di salvaguardia, generalmente il livello di liquidità, mentre il "migrare" corrisponde con la vendita degli assets considerati tossici. Questi comportamenti hanno avuto effetti devastanti per il sistema. Le banche sono entrate nella crisi del 2007/2008 con un portafoglio contenente attività rischiose di cui le banche hanno tentato di disfarsi non appena si è iniziato è aumentato il contagio. I comportamenti basati su una razionalità individuale, in un contesto di network, rappresentano un'esternalità collettiva e, così come l'alto numero di chi è migrato in altre regioni ha diffuso in esse il contagio, anche le banche con la vendita dei propri assets hanno ottenuto lo stesso risultato.

La terza variabile considerata è quella dell'incertezza. Qualora una banca abbia nel proprio network un numero di connessioni ridotte, l'incertezza nel calcolo del rischio sarà minore, perché sarà più facile calcolare la probabilità di insolvenza delle controparti con cui è connessa. Ma, dal momento che le banche hanno un numero di connessioni quasi indefinito, calcolare il rischio di insolvenza risulta molto complesso se non impossibile. La conseguenza finale è che sarà sempre più complesso valutare la probabilità di default, sia per gli investitori, che per le banche nel determinare il proprio livello di rischio. Inoltre, gli operatori possono avere più difficoltà a distinguere fra quale istituto finanziario sia più rischioso di un altro. Infatti, alcune delle molteplici connessioni con un grado di rischio maggiore possono essere escluse dai calcoli del rischio, poiché, a causa dell'alto numero di esse, alcune verranno lasciate fuori. Il risultato è che aumenteranno i problemi di azzardo morale: il premio per il rischio richiesto sarà maggiore per alcune banche e minore per altre in confronto al livello naturale a cui dovrebbe tendere, come spiegato da Akerlof (1978) nel suo famoso esempio *markets for "lemons"*²⁰.

L'ultima variabile considerata per spiegare la complessità dei network è quella degli effetti dovuti all'innovazione finanziaria. Quando viene riconosciuta come *disruptive*, si innesca un processo di imitazione che aumenta l'omogeneità del sistema. Se, come accaduto nella Grande Recessione con la cartolarizzazione, l'innovazione finanziaria crea uno strumento in grado di aumentare il numero delle connessioni, il network diventa ancora più complesso.

La seconda caratteristica che sempre di più distingue i network finanziari, insieme alla complessità, è l'omogeneità, la quale è aumentata esponenzialmente negli ultimi anni in seguito all'armonizzazione delle istituzioni finanziarie verso la ricerca di profitto in ambiti simili e le tecniche di risk management. Per quanto riguarda la ricerca del profitto, le istituzioni stanno concorrendo sempre più fra loro per ottenere ROE maggiori al fine di soddisfare gli azionisti e migliorare la propria quotazione sui mercati. Le strategie di business hanno aumentato il loro grado di omogeneità all'interno del network. Un esempio, lo fornisce Haldane nei suoi studi, riportando come i profitti cumulativi delle banche di grandi dimensioni che operano nel mercato

²⁰ George A. Akerlof, (1978), *the market for "lemons": quality uncertainty and the market mechanism*; *Uncertainty in Economics*, Academic Press, 1978, Pages 235-251.

internazionale, sono risultati molto simili. Lo stesso sta accadendo ora in Europa dove vige un regime di tassi negativi e le istituzioni, per ricercare assets che possano garantire ritorni maggiori, investono in un portafoglio di titoli simili.

Per quanto riguarda invece le tecniche di risk management, le istituzioni finanziarie stanno utilizzando sempre più modelli di calcolo del rischio basati su *Value-at-Risk (VaR)* e *stress-testing*. Usando tutte gli stessi modelli ed acquisendo gli stessi portafogli di investimenti, il grado di omogeneità aumenta.

Per concludere, il network del settore finanziario, a causa della sua omogeneità e complessità, ha aumentato la sua caratteristica pro-ciclica, diventando più robusto ad anomalie temporanee ma molto più sensibile ad attacchi mirati. Ma l'evoluzione capitalistica che contraddistingue il network lo porterà ciclicamente, dopo una fase di ascesa dovuta ad una nuova innovazione, a cedere in seguito, ma sempre in una condizione migliore rispetto alla caduta precedente.

1.2.5 Bank run

Si è accennato varie volte nel corso di questo capitolo al fenomeno del *bank run*, utilizzato spesso come spiegazione del contagio tra gli istituti finanziari, ma che, in questo elaborato, si è deciso di parlarne come conseguenza finale, poiché si è visto ed analizzato che esiste una componente endogena, oltre agli shock esogeni, dovuta alle interconnessioni nei network ed all'andamento ciclico dell'economia capitalistica. Tale percorso intuitivo, secondo Rigobón, fa sì che “il bank run sia la manifestazione di una crisi che in realtà è già iniziata all'interno dei bilanci e nelle connessioni del sistema bancario”.

Nella teoria economica la prima modellizzazione del bank run avviene nel 1983 con gli studi di Diamond e Dybvig (1983)²¹. Il loro scritto ricerca le conseguenze di un modello di tipo *first-come-first served*, nel quale i primi depositanti ad effettuare la richiesta di ritiro dei propri depositi verranno soddisfatti nell'ordine di richiesta. Il bank run, secondo il ragionamento teorico di Diamond e Dybvig, segue tre diversi passaggi. In primo luogo, i depositanti razionali, vedendo che la banca ha sensibilmente peggiorato la propria situazione patrimoniale ed ipotizzando il rischio di un fallimento, correranno agli sportelli a ritirare i propri fondi. In seguito, secondo un effetto definito *Herding*, o di gregge, depositanti irrazionali reagiranno al comportamento dei depositanti razionali correndo in fila a ritirare i propri fondi. Questa simultaneità nel ritiro spinge la banca a liquidare molti dei propri assets a perdita, portandola al fallimento. L'atto finale di tale processo sarà la perdita di fiducia nel settore finanziario da parte degli agenti economici, con una situazione chiamata “panico bancario”. Nel panico bancario, molte istituzioni falliscono e subiscono corse agli sportelli nonostante non

²¹ Diamond D.W., Dybvig P.H. (1983), “Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity” in *Journal of Financial Economy*, vol. 91(3), pp. 401-419

abbiano squilibri eccessivi nei propri bilanci, ma a causa del venire meno della materia prima di cui si serve l'attività bancaria, ovvero i depositi. Per concludere, vengono meno le funzioni essenziali del sistema bancario come il meccanismo di trasmissione monetaria e la spinta agli investimenti.

Oltre a descrivere il fenomeno, Diamond e Dybvig sviluppano tre considerazioni riguardanti il modello di gestione dei depositi *first-come-first-served* ed il bank run. In primo luogo, una gestione dei depositi di questo tipo risulta comunque essere la scelta ottimale, poiché gli agenti economici hanno diversi orizzonti temporali di consumo. È improbabile che accada, in una situazione di normalità, il ritiro simultaneo in massa da parte dei depositanti, proprio a causa delle differenti esigenze. Gli agenti economici che possiedono una necessità di consumo futura depositeranno i propri fondi in banca, la quale, trasformando rischi e scadenze, concederà prestiti a coloro che ne hanno una necessità immediata. In secondo luogo, durante i fenomeni di bank run, ad effettuare il ritiro dei propri fondi saranno anche i depositanti che in quel momento non hanno una necessità di consumo, ma sono spinti a farlo per tutelare i propri risparmi. Infine, il bank run ha un effetto sistemico poiché ad essere colpite, saranno anche le banche sane in conseguenza del panico bancario generatosi. L'impostazione teorica di Diamond e Dybvig considera l'evento del fallimento di una banca dovuto al bank run come casuale, attribuendolo ad uno shock di natura esogena piuttosto che ad un ciclo endogeno.

Diversa è invece l'impostazione di Chen²², il cui modello cerca di spiegare le motivazioni del panico bancario, basandosi su un canale di trasmissione di tipo informativo piuttosto che casuale. Come dimostrato precedentemente da Haldane, c'è una correlazione positiva tra i profitti cumulati delle banche. Dunque, in caso di fallimento, c'è una riduzione dei ricavi nell'intero sistema bancario. Anche secondo Chen, la scarsa informazione degli agenti irrazionali, porta loro a ritirare i fondi dalla propria banca a seguito di un fallimento. Ciò non dà tempo ai depositanti razionali di analizzare le reali cause per cui la banca iniziale sia realmente fallita, portando loro a ritirare i propri fondi prima che le informazioni precise diventino disponibili.

Per cercare di aumentare la protezione nei confronti del depositante, è stata organizzata dalle autorità di vigilanza una *safety net*, ovvero una rete di sicurezza, volta ad assicurare la stabilità nel sistema. L'assicurazione sui depositi è una delle componenti principali della *safety net*, garantita in Italia dal FITD (Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi) e negli Stati Uniti dal FDIC (Federal Deposit Insurance Corporation), permette ad ogni depositante di ottenere massimo 100.000 euro (o, nel caso del FDIC 250.000 dollari) in caso di insolvenza. Il FITD nasce in Italia nel 1987 come consorzio volontario, e si è trasformato in un consorzio obbligatorio riconosciuto dalla Banca d'Italia. A tale fondo hanno aderito attualmente 170 banche. Sono escluse le banche di credito cooperativo che aderiscono ad un fondo differente, il FGDC (Fondo di Garanzia dei Depositanti del Credito Cooperativo). 100.000 euro non corrisponde, ovviamente, all'ammontare massimo depositabile presso una banca, poiché questo è illimitato. L'assicurazione sui depositi

²² Chen Y. (1999), "Banking Panics: The Role of the First-Come, First-Served Rule and Information Externalities" in *Journal of Political Economy*, vol. 107, pp. 946-968.

si prefissa infatti come obiettivo quello di garantire i piccoli risparmiatori ritenuti meno informati. Il diritto alla garanzia scatta nel momento in cui le banche vengono poste in liquidazione coatta amministrativa. Negli anni però, la Banca d'Italia ha attuato maggiormente il *purchase and assumption model*, il quale consiste di agevolare l'acquisto di banche in difficoltà da parte di banche sane mediante prestiti agevolati od una valutazione inferiore.

Per le banche di maggiori dimensioni o maggiormente interconnesse nel sistema bancario, le cosiddette *too big to fail*, le istituzioni, a volte i governi, altre volte le banche centrali, hanno assunto il ruolo di prestatori di ultima istanza, finanziando direttamente le banche in difficoltà. Diverso è ciò che accade nel momento in cui l'intervento sia da parte del governo come nel caso del Gruppo Montepaschi nel 2017. La banca senese, che già subì gravi perdite in seguito alla crisi del 2007-2008, uscì dalla crisi dei debiti sovrano del 2011 con un alto livello di rischio attribuitogli dai mercati. Questo derivava dall'alto numero di *Non-Performing-Loans* che Montepaschi aveva, unito ai processi penali nei quali rimasero coinvolti alcuni amministratori. Il 23 dicembre del 2016, secondo quanto previsto dal *Bank Recovery and Resolution Directive (BRRD)* approvato dal Parlamento Europeo nel 2014, lo stato avvia una operazione di ricapitalizzazione precauzionale del Gruppo Montepaschi.

Il salvataggio delle *too big to fail* può favorire fenomeni di azzardo morale, stimolando le grandi banche ad intraprendere maggiori rischi per via della possibilità di un aiuto governativo finanziato con i fonti statali, pagati dai contribuenti. Nelle banche di minori dimensioni, a causa dell'esistenza dell'assicurazione sui depositi, i soggetti a maggior rischio perdite saranno, in caso di liquidazione coatta amministrativa, i grandi depositanti, i quali, vedendo la banca assumere rischi maggiori, potrebbero spostare i loro fondi verso altri istituti finanziari con portafogli più sicuri: per evitare corse agli sportelli, queste banche modificheranno i loro portafogli con il fine di rendere più sicuro il deposito in tali istituti. Viceversa, i grandi depositanti nelle *too big to fail*, non hanno a disposizione questo tipo di incentivo, poiché con la garanzia di essere salvata in ogni caso, tale tipologia di banca incrementerà maggiormente i rischi. Allo stesso tempo, si possono generare problemi di selezione avversa poiché a volersi assicurare saranno le istituzioni con maggiore probabilità di fallimento.

In conclusione, due sono attualmente le sfide della regolamentazione finanziaria: in primo luogo, l'aumento dei requisiti di capitale e di liquidità all'interno di Basilea III, ha aumentato i fenomeni di concentrazione già presenti nel sistema, andando a creare maggiori banche considerate *too-big-to-fail*. Infine, per via delle più complesse interconnessioni nei network che collegano le varie tipologie di istituzioni finanziarie, alcune più consolidate, come ad esempio le banche ed i fondi pensione, altre in fase di espansione, come le fintech, la safety net andrebbe estesa ad ogni ente che si occupa di attività finanziarie. Ciò però, renderebbe il sistema più debole per via dei fenomeni di azzardo morale. La regolamentazione deve perciò risolvere un payoff complesso come quello generato dalla safety net.

1.3 Conclusioni

Il percorso seguito nella trattazione di questo capitolo ha come fine quello di definire il rischio sistemico, comprenderne le origini e la sua propagazione mediante le interconnessioni tra le banche. Appare in questo momento come ovvio che i rischi di tipo sistemici siano una minaccia per le istituzioni finanziarie, poiché, al contrario del rischio specifico di ciascuna di esse, non è annullabile, essendo, secondo una parte della teoria, endogeno nei cicli dell'economia capitalista, o, secondo un altro tipo di analisi, risultante da shock esogeni. Le interconnessioni fra gli intermediari finanziari fungono da amplificatori di questo rischio, aumentando il suo effetto pro-ciclico: si è così andato a creare un network che, citando Haldane, ha gli effetti di un a lama a doppio taglio, per via dell'aumento degli effetti positivi che può generare nella parte espansiva del ciclo e di quelli negativi nella parte recessiva. La regolamentazione finanziaria deve prefiggersi come obiettivo quello di prevenire conseguenze catastrofiche nel sistema bancario a seguito dell'amplificazione delle perturbazioni negative in esso, imponendo, come fatto in Basilea III, liquidità sufficiente al fine di conservare la solvibilità di tali enti. Nel prossimo paragrafo si illustreranno quali siano i metodi di calcolo sviluppati dalla teoria economica con il fine di stimare in quale grado i rischi sistemici siano presenti nel sistema finanziario.

CAPITOLO 2: STRUMENTI PER IL CALCOLO DEL RISCHIO SISTEMICO E PRESENTAZIONE DEL MODELLO COVAR

2.1 Introduzione e strumenti di base

La misurazione del contributo marginale di ogni singola istituzione finanziaria rispetto al totale del rischio sistemico è diventata necessaria per le autorità di vigilanza, in seguito alla crisi dei mutui sub-prime del 2007/08. Per stimare ciò, vengono attualmente usati due approcci differenti: il *Supervisory approach* ed *Market-based approach*.

Il Supervisory approach è la metodologia di misurazione maggiormente utilizzata dalle autorità di vigilanza per via della sua relativa facilità di elaborazione e di implementazione. Difatti, questo utilizza informazioni qualitative e quantitative, per generare degli indicatori utili per il controllo. Tali indicatori sono stati determinati dal Comitato di Basilea²³, il quale ha delineato, come fine del calcolo del contributo marginale di ogni banca al rischio sistemico, il fatto che vada misurato l'impatto del fallimento sul sistema finanziario internazionale. Sono perciò state individuate cinque categorie per la rilevazione sistemica: la dimensione delle banche, il loro grado di interconnessione, la mancanza di sostituti disponibili per i servizi offerti da tali banche, il livello di attività internazionale e la loro complessità. L'elaborato vuole però incentrare la sua analisi sull'utilizzo del Market-based approach.

Il Market-based approach, come scritto precedentemente è maggiormente usato negli studi accademici. Tale metodologia, sfrutta calcoli matematici e statistici, utilizzando le informazioni disponibili sul mercato finanziario, le quali sono più facili da reperire per le istituzioni quotate. Un problema generale nei modelli market-based approach è che il livello "reale" di rischio sistemico è inosservabile ma, in ogni caso, riescono ad offrire una stima accettabile. Le stime variano ovviamente da modello a modello, e, in caso di differenze significativamente rilevanti, è ovvio uno dei modelli sia in errore. Secondo Kleinow et al.²⁴, tipicamente, gli studi che presentano nuovi approcci per la misurazione del rischio sistemico sostengono che con il loro modello vengono fornite buone stime dalla relazione dei livelli precrisi del rischio sistemico rispetto ai precedenti. È sicuramente ovvio che la teoria economica stia assistendo ad una evoluzione in tal senso, ma è altresì vero che tali economisti possono "elogiare" eccessivamente le proprie teorie. In questo capitolo descriverò i modelli più riconosciuti a livello globale, partendo però dalla ricerca di alcuni parametri che si reputano come chiave per l'elaborazione delle varie tipologie di calcolo e utili per l'analisi dei risultati che si otterranno nel terzo capitolo. Tali parametri sono la regressione quantilica, che è una delle prime grandi intuizioni econometriche, la simmetria, la curtosi ed il bootstrap. Va infine considerato che, differenti approcci

²³ Comitato di Basilea per la vigilanza bancaria (2010), Basilea 3 – Schema di regolamentazione internazionale per il rafforzamento delle banche e dei sistemi bancari

²⁴ Jacob Kleinow, Fernando Moreira, Sascha Strobl, Sami Vähämaa, Measuring systemic risk: A comparison of alternative market-based approaches, Finance Research Letters, Volume 21, 2017, Pages 40-46,

di misurazione producono differenti stime del rischio sistemico. Come documentato dall'analisi di Kleinow et al., le differenti tipologie di calcolo possono portare a risultati considerevolmente differenti tra i segmenti dell'industria finanziaria e anche tra grandi e piccole banche.

2.1.1 Regressione quantile

La regressione quantile è stata introdotta per la prima volta da Koenker e Basset²⁵ nel 1978, i quali riuscirono ad ottenere uno stimatore dell'intera distribuzione dei quantili condizionati dalla variabile risposta, permettendo di studiare come influiscano le variabili sulla forma della distribuzione di Y . I due teorici partirono dalla constatazione che il lavoro dello statistico, solitamente, consiste nel generare una distribuzione che può descrivere in modo più efficiente un parametro, in modo tale da ottenere una buona stima di quest'ultimo. Lo stimatore ipotizzato, solitamente, risulta efficace nel momento in cui la distribuzione è concentrata intorno al parametro selezionato. Qualora così non fosse, si potrebbe comunque utilizzare lo stimatore, con la consapevolezza che la distribuzione generata sarà in parte alterata. In particolare, se la funzione è normale, Rao²⁶ ha dimostrato che l'ultimo stimatore al quadrato, $\hat{\beta}$, è la varianza minima tra gli stimatori obiettivo. Tale $\hat{\beta}$ è però estremamente sensibile ai valori anomali presenti nei modelli non normali, in particolare dalle distribuzioni che presentano lunghe code. La volontà di Koenker e Bassett è quella di introdurre una nuova classe di stimatori alternativi al $\hat{\beta}$, che permettessero di capire a quale probabilità i valori per un dato percentile possono essere osservati. Il loro vantaggio è quello di stimare la distribuzione dei quantili condizionati della variabile presa come oggetto, riuscendo a stimare l'influenza delle variabili esplicative sulla distribuzione.

Prima di definire la regressione quantile, è opportuno illustrare il funzionamento dei quantili. Il quantile, o percentile, di Y , è un numero reale y_τ con probabilità simmetriche pari a $\Pr(Y \leq y_\tau) \geq \tau$ e $\Pr(Y \geq y_\tau) \geq 1 - \tau$. Il risultato sarà unico solo nel caso in cui l'equazione $F_y(y) = \tau$ abbia al massimo una soluzione. I quantili più comuni sono quelli che fanno riferimento alle code, ad esempio il primo quantile nella coda a sinistra $y_{0.01}$ e l'ultimo nella coda a destra $y_{0.99}$; la mediana $y_{0.50}$ ed i quartili $y_{0.25}$ e $y_{0.75}$.

È definita come funzione quantile di Y una applicazione $\tau \rightarrow F_y^{-1}(\tau)$ a cui corrisponde a $0 \leq \tau \leq 1$ un quantile- τ della variabile casuale Y . Ne segue che la funzione quantile sarà descritta come

$$Q(\tau) = F_y^{-1}(\tau) = \inf \{y \in \mathbb{R} : F_y(y) \geq \tau\}, \quad \text{per } 0 \leq \tau \leq 1 \quad (2.1)$$

²⁵ Koenker, Roger, and Gilbert Bassett. "Regression Quantiles." *Econometrica*, vol. 46, no. 1, 1978, pp. 33–50

²⁶ RAO, C. R.: *Linear Statistical Inference and Its Applications*, 2nd ed. New York: Wiley, 1973

La funzione quantile permette di connettere le osservazioni di un campione alle probabilità con cui sono osservate. Si lega il valore alla probabilità p , la quale esprime la condizione che vi sia una osservazione inferiore o uguale ad essa, e, la probabilità $(1 - p)$ che si realizzi un valore superiore.

Si può ora passare a descrivere la regressione quantile elaborata da Koenker e Basset, i quali propongono di calcolare i quantili mediante un problema di ottimizzazione. Si definisce il quantile come la soluzione del problema di minimo:

$$\operatorname{argmin}_{\xi \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^n \rho_{\tau}(Y_i - \xi_{\tau}) + \sum_{i=1}^n (1 - \rho_{\tau})|Y_i - \xi_{\tau}| \quad (2.2)$$

Dove ξ è il singolo quantile campionario. In questa risoluzione del problema di minimo, vengono considerati nella parte sinistra la somma delle probabilità che l'osservazione sia minore, nella parte destra che vi sia un valore maggiore.

Si consideri a questo punto il modello di regressione lineare classico:

$$y_i = x_i \beta + u_i \quad \text{con } i=1, \dots, n \quad (2.3)$$

Ed assumendo che il valore atteso dell'errore statistico u_i condizionato alla variabile x_i , cioè $E(u_i | x_i) = 0$, allora la media di y_i condizionata a x_i è data da $x_i \beta$.

Allo stesso modo può essere formulato il modello di regressione quantile:

$$y_i = x_i \beta_{\tau} + u_{i\tau} \quad \text{con } i=1, \dots, n \text{ e } \tau=1, \dots, 99 \quad (2.5)$$

Dato $Q_{\tau}(u_{i,\tau} | x_{i,\tau}) = 0$, allora ne seguirà che il τ -esimo quantile di y_i condizionato a x_i è dato da $x_i \beta_{\tau}$.

La regressione quantile offre la possibilità di stimare la distribuzione dei quantili condizionati alla variabile risposta, al fine di verificare quanto le variabili esplicative influiscano sulla distribuzione, sostituendo alla stima di un valore, la stima dei valori in base al percentile selezionato. È ampiamente utilizzato all'interno dei modelli del calcolo del rischio, come ad esempio nel *Value-at-Risk*, che verrà trattato successivamente nel corso di questo capitolo.

2.1.2 Asimmetria e Curtosi

Asimmetria e Curtosi sono misure utili per fornire indicazioni sulla forma della distribuzione, rispettivamente la prima per l'asimmetria rispetto alla media aritmetica e la seconda per cercare la frequenza con la quale i valori si discostano dalla media. Sono interessanti da analizzare poiché, essendo elevati ad una potenza superiore a quella della varianza, riescono a catturare maggiormente la sensibilità della distribuzione.

L'asimmetria si riferisce, dato un insieme di dati, all'assenza di specularità rispetto all'asse centrale, differendo dalla classica curva a campana o dalla distribuzione normale. Se una distribuzione è spostata sulla destra o

sulla sinistra, si dice asimmetrica. Per avere una simmetria, banalmente guardando un istogramma della distribuzione, è condizione necessaria ma non sufficiente che il primo ed il terzo quartile siano speculari tra loro rispetto alla mediana, non implicando la simmetria dei dati intermedi e delle code. Una distribuzione può avere una asimmetria positiva, o negativa, se il primo quartile, o il terzo, risulti più vicino alla mediana di quando lo sia l'altro quartile.

Un indicatore di asimmetria è costituito dall'indice di Yule-Bowley, il quale normalizza la misura di asimmetria, espressa dalla differenza tra la distanza del terzo quartile alla mediana, a quella che separa la mediana dal primo quartile, rapportandola allo scarto interquartile.

$$a_Y = \frac{(Q_3 - Q_2) - (Q_2 - Q_1)}{(Q_3 - Q_1)} \quad (2.6)$$

Il fatto che tale indice sia normalizzato permette di dimostrare con più facilità i risultati all'interno di un intervallo $[-1, +1]$. La distribuzione si dirà:

- Simmetrica, quando $(Q_3 - Q_2) = (Q_2 - Q_1)$ e $a_Y = 0$;
- Asimmetrica negativa, quando $(Q_3 - Q_2) < (Q_2 - Q_1)$ ed $-1 \leq a_Y < 0$;
- Asimmetria positiva, quando $(Q_3 - Q_2) > (Q_2 - Q_1)$ ed $1 \geq a_Y > 0$.

Un ulteriore gruppo di indici di asimmetria sono basati sul rapporto tra la media aritmetica, moda e mediana della distribuzione considerata. Solitamente le asimmetrie negative hanno $Mo > Q_{0.5} > \mu$; mentre le asimmetrie positive hanno $Mo < Q_{0.5} < \mu$. Un indice che scaturisce da questa tipologia di analisi è l'indice di Pearson:

$$a_P = \frac{\mu - Mo}{\sigma} \quad (2.7)$$

Nel quale il grado di asimmetria è dato dal rapporto fra la differenza del valore atteso e la moda, rapportato allo scarto quadratico medio. Questa formula presenta però due problematiche: la prima è che risulta applicabile solo per le distribuzioni unimodali, la seconda è che si rivela poco sensibile in caso di asimmetria molto marcate. La misura di Fisher tenta di ovviare a questi problemi, creando un indicatore elevato alla potenza di tre, il quale permette di conservare il segno degli scarti e di rendere più sensibile l'indice, generato dalla formula:

$$\beta_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3 \quad (2.8)$$

L'indice di Fisher fornirà un risultato espresso nella medesima unità di misura del fenomeno elevato al cubo. Per rendere il risultato maggiormente confrontabile, la differenza degli scarti può essere sostituita da una variabile standardizzata generata da $z = \frac{x - \mu}{\sigma}$, ottenendo così l'equazione:

$$Y_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3 \quad (2.9)$$

Questa equazione rende l'indicatore di Fisher maggiormente confrontabile, utile nei casi in cui si cerchi il livello di asimmetria di una variabile x rilevato su due o più insiemi di dati.

La seconda misura per descrivere una funzione è la curtosi (Kurtosis in inglese), della quale è tutt'ora aperto il dibattito accademico in merito alla definizione. In questo elaborato, si è deciso di usare la definizione di De Carlo (1997)²⁷, che la descrive come “la tendenza di una distribuzione osservata ad assumere più frequentemente valori prossimi agli estremi dell'insieme di definizione, cioè lontani dalla tendenza centrale”. Questa tipologia di definizione genera delle perplessità sulla locuzione “più frequentemente”, in quanto sottintende che i valori si allontanano dal normale, quando invece le distribuzioni non hanno un andamento prevedibile. La curtosi viene difatti calcolata mediante la differenza della curtosi osservata sulla distribuzione, dalla curtosi rilevata sulla distribuzione normale di Gauss-Laplace. (scrivi un altro curtosi)

La formula per calcolare la curtosi è stata proposta sempre da Pearson (1895)²⁸ e corrisponde a:

$$\beta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \quad (2.10)$$

Si possono notare le analogie con la formula di Fisher (2.9) della simmetria: anche in questo caso, la distribuzione viene standardizzata per facilitarne il confronto e l'indice di Pearson all'interno della sommatoria è elevato alla potenza di quattro. La potenza di un esponente pari permette di ottenere sempre risultati positivi, non facendo dipendere il risultato dalle unità di misura. Inoltre, il fatto che l'esponente sia quattro rende la misura della curtosi ancora più sensibile rispetto alla simmetria ed alla varianza.

Per poter esprimere però una valutazione, bisogna confrontare il valore della curtosi della distribuzioni ottenuta con la (2.10) alla curtosi della distribuzione normale, la quale ha un valore pari a 3. Si utilizza perciò la formula di Fisher:

$$y = \beta - 3 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3 \quad (2.11)$$

Questa formula di Fisher può fornire tre differenti risultati per descrivere la distribuzione. Questa si dirà “mesocurtica” quando il valore di y risulta pari a 0, indicando che il valore della curtosi della distribuzione è pari a 3, come nella distribuzione di Gauss-Laplace. Tale risultato permetterà di affermare che la distribuzione ha un andamento simile a quella normale. Diverso è invece il caso in cui il risultato di y sia maggiore o minore di 0. Nel primo caso, la funzione viene chiamata “leptocurtica”, dove, rispetto alla classica campana della distribuzione normale, la distribuzione in oggetto risulta più compressa, avendo maggiori osservazioni nelle code. Nel caso in cui il risultato della formula (2.11) è minore di zero, i valori della distribuzione sono più vicino rispetto ai valori centrali, e la distribuzione assume il nome di “platicurtica”.

²⁷ De Carlo L.T. (1997), «On the meaning and use of kurtosis», Psychological Methods, Vol. 2, N. 3, pp. 292-307

²⁸ Pearson Karl 1895VII. Note on regression and inheritance in the case of two parents Proc. R. Soc. Lond. 58240-242

2.1.3 Bootstrap

Il *bootstrap* fu ideato da Efron (1979)²⁹ superando la precedente procedura Jackknife mediante il ricampionamento, formando un campione di dimensioni maggiori. Il metodo Bootstrap sfrutta l'intuizione di Efron di prendere l'unico campione disponibile e ricampionarlo, in modo da generare una stima di una popolazione. Questa procedura porta alla creazione di intervalli accurati rimuovendo l'ipotesi di normalità della distribuzione. È molto utilizzato nei processi inferenziali, o di stima, delle variabili ricercate. In tale paragrafo, dunque, si illustrerà la teoria alla base del bootstrap.

Efron utilizza il principio di *Plug-in*, ovvero di sostituzione, partendo da un campionamento $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Si riesce ad ottenere la stima per la variabile ricercata θ , sostituendo alla funzione della popolazione F incognita, una sua stima \hat{F} partendo dalla costruzione di una distribuzione di frequenze dei valori del campionamento. A questo punto, Efron introduce i *bootstrap samples* (B), $x_{(b)}^* = (x_1^*, \dots, x_n^*)$, aventi dimensione n , i quali non sono altro che i campioni ottenuti dalla distribuzione \hat{F} stimata. Il numero massimo dei bootstrap samples estraibili con ripetizione dalla popolazione stimata \hat{F} sarà pari a:

$$m = \binom{2n-1}{n} \quad (2.12)$$

Dove n è il numero delle osservazioni. Ogni bootstrap samples generato permette di ottenere una stima della variabile ricercata, come nel caso della equazione standardizzata qui esposta:

$$\hat{\theta}_{(\cdot)}^* = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\theta}_{(b)}^* \quad (2.13)$$

nella quale il termine $\hat{\theta}_{(\cdot)}^*$ è la media dei valori calcolati sui bootstrap samples (B).

Si possono fare quattro analisi sulla popolazione stimata \hat{F} grazie al bootstrap. La prima di queste analisi riguarda la forma della distribuzione popolazione stimata \hat{F} . Secondo il Teorema del Limite Centrale di Lindeberge Levy "la somma (o la media) di un grande numero di variabili aleatorie indipendenti e dotate della stessa distribuzione è approssimativamente normale, indipendentemente dalla distribuzione soggiacente". Perciò, la distribuzione della popolazione stimata \hat{F} mediante il metodo bootstrap, avrà una forma approssimabile a quella normale della delineata da Gauss-Laplace per un n abbastanza grande.

Una ulteriore analisi è attuabile sul centro della distribuzione, o valore medio. Infatti, tale valore differisce dal comune centro di una distribuzione campionaria che corrisponde al valore del parametro utilizzato per la stima. La distribuzione stimata mediante il metodo bootstrap, invece, ha come valore atteso la statistica per il campione originario.

L'analisi della varianza della popolazione stimata $\hat{\theta}_{(\cdot)}^*$ può essere effettuata mediante la formula:

²⁹ Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife; B. Efron, The Annals of Statistics, Jan 1979, Vol. 7, No. 1 (Jan., 1979), pp. 1-26, Institute of Mathematical Statistics

$$\hat{\sigma}_B^2 = (\hat{\theta}_{(\cdot)}^* - \theta)^2 = \frac{1}{B-1} \sum_{b=1}^B (\hat{\theta}_{(b)}^* - \hat{\theta})^2 \quad (2.14)$$

Nella quale la varianza è dallo scarto del valore atteso dei bootstrap samples B da quello derivante dal campione originario. La potenza al quadrato permette di rendere l'analisi della dispersione depurata dal segno. Una volta calcolata la varianza, è possibile trovare l'errore standard ponendo la stessa sotto radice quadratica:

$$\hat{\sigma}_B = \sqrt{(\hat{\theta}_{(\cdot)}^* - \theta)^2} = \sqrt{\frac{1}{B-1} \sum_{b=1}^B (\hat{\theta}_{(b)}^* - \hat{\theta})^2} \quad (2.15)$$

Lo scarto quadratico medio è necessario per il calcolo degli intervalli di confidenza, i quali però non sono necessariamente simmetrici tra loro. Inoltre, lo scarto quadratico medio così generato risulta essere non distorto.

2.2 Value-at-Risk

Il *Value-at-Risk* è il principale modello di *risk management* utilizzato dalle istituzioni finanziarie per valutare la propria esposizione al rischio. Fu per la prima volta introdotto dal reparto di ricerca della JP Morgan, con l'obiettivo di analizzare il grado di rischio dovuto dalle fluttuazioni a lungo termine delle obbligazioni a lungo termine detenute dalla banca d'investimento. La funzione del VaR è definita all'interno del noto documento di "Risk Metrics" (1996)³⁰ come "*VaR summarizes the worst loss over a target horizon that will not be exceeded with a given level of confidence*". L'intuizione che all'epoca distingueva il VaR rispetto agli altri strumenti di valutazione del rischio è che tale strumento analizza la probabilità di una perdita attesa nelle code della distribuzione anziché incentrarsi sul valore medio delle stesse. I suoi risultati sono ancora più consistenti se viene associata una analisi di *stress-testing* al fine di osservare come l'istituzione finanziaria reagirà in caso di una forte turbolenza economica. L'utilizzo del VaR si è rivelato molto importante anche per strumenti finanziari non tradizionali, come i derivati. Infatti, si rivela molto efficace nel valutare la variazione potenziale dei *pay-off* dei vari strumenti. Nel prossimo paragrafo verrà illustrato il modello del VaR ed i suoi fondamenti teorici.

2.2.1 Sviluppo del modello VaR

Secondo gli studi di Philippe Jorion (2006)³¹, "l'oggetto del VaR dovrebbe essere quello di fornire una accurata stima del rischio ad un ragionabile costo". Esistono varie metodologie per calcolare il Value-at-Risk e, non solo le istituzioni finanziarie, ma anche gli investitori, dovrebbero scegliere quella loro più opportuna in base alle caratteristiche del proprio portafoglio. Generalmente, la perdita potenziale che viene calcolata mediante il

³⁰ <https://www.msci.com/documents/10199/5915b101-4206-4ba0-ae2-3449d5c7e95a>

³¹ Jorion, P. (2006): "Value at Risk," McGraw-Hill, 3rd edn, The McGraw-Hill Companies, 2006

VaR, dipende dal grado di esposizione al rischio scelto dal detentore del portafoglio, e dai movimenti dei fattori di rischio nel mercato. La prima variabile risulta controllabile dall'investitore, poiché scelta da lui, mentre la seconda è imprevedibile. I modelli del calcolo del VaR vengono distinti in base a queste due variabili: quelli basati sull'esposizione al rischio si dividono fra le metodologie *Local-valuation* (tra le quali sono inclusi quelli *delta-normal*) e quelle *Full-valuation*; ed i modelli basati sui movimenti del rischio, i quali possono seguire approcci basati sulla storicità dei dati, sulle distribuzioni normali o sulle simulazioni di Monte Carlo. Ogni modello porta a risultati tra loro differenti. Resta comunque fondamentale la scelta di quali variabili siano considerate rischiose e quali no, per far sì che ogni tipologia di rischio si combini con il grado di esposizione dell'investitore.

Le basi teoriche relative alla distribuzione dei profitti o delle perdite, si basano sulla teoria elaborata da Fama (1965)³². Fama, infatti, trova tre caratteristiche comuni in tali distribuzioni. In primo luogo, le definisce leptocurtiche, ovvero, come illustrato nel precedente paragrafo, aventi delle code molto lunghe ad un picco molto alto nel valore atteso. In secondo luogo, le distribuzioni dei profitti (o delle perdite), presentano un grado di simmetria negativa, nel quale il valore atteso risulta più vicino alla coda sinistra rispetto che a quella destra: tale considerazione deriva dal fatto che la massima perdita per un asset è limitata al suo prezzo, mentre la crescita può essere infinita. Infine, i profitti sono tra loro correlati, portando così ad una volatilità del mercato "quasi-stabile", come definito da Fama. Su tali fondamenti teorici poggiano i tre modelli di Value-at-Risk che vengono di seguito illustrati.

Il primo modello di Value-at-Risk che viene illustrato in questo elaborato è il *delta-normal* basato sull'esposizione al rischio. Tale modello risulta molto efficace nel caso in cui i dati siano seguano la distribuzione di Gauss-Laplace. Le differenti posizioni riguardanti l'esposizione al rischio degli investitori, sono basati sui Delta, ovvero le variazioni degli asset ai cambiamenti di prezzo, inquadrabili con le derivate. Il tasso di rendimento (ROR, Rate of Return) è calcolato dalla formula:

$$R_{p,t+1} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} R_{i,t+1} \quad (2.16)$$

dove N sono i fattori di rischio, i sono i fattori di rischio presenti, $w_{i,t}$ corrisponde all'intero portafoglio W rapportato ai diversi rischi in esso presenti e $R_{i,t+1}$ le perdite o i profitti nel tempo $t+1$ che il portafoglio produrrà dati i rischi i . il rischio cumulativo del portafoglio è facilmente calcolabile da questo modello, poiché se le variabili sono normali, lo sarà anche la distribuzione del portafoglio stesso, seguendo anche quanto indicato dal Teorema del Limite Centrale. La varianza del portafoglio sarà a questo punto pari a:

$$\sigma^2 R_{p,t+1} = w_t' \sum_{t+1} w_t \quad (2.17)$$

³² Fama, E. (1965), The Behavior of Stock Market Prices, Journal of Business 38, 34-105.

Tale formula della varianza è il risultato di una operazione di matrici comprendenti i pesi di ciascun asset nel portafoglio dato, la loro varianza e la loro covarianza. A questo punto il VaR è calcolato mediante l'applicazione di un intervallo di confidenza sulla curva distribuita normalmente, empiricamente risultato della formula:

$$\text{VaR} = \alpha \sqrt{w_t' \Sigma_{t+1} w_t} \quad (2.18)$$

La formula 2.18 illustra come ottenere il valore del VaR al livello di confidenza α stabilito. Il Delta-Normal è il più facile da costruire dei metodi che verranno ora illustrati, si può computare rapidamente, questo permette di aggiornarlo ogni giorno. Ma, l'ipotesi di normalità di distribuzione del portafoglio, può non corrispondere la maggior parte delle volte alla realtà, poiché i profitti di un portafoglio hanno solitamente delle lunghe code nelle loro distribuzioni, cosa che non viene considerata nel Delta-Normal, sottostimando il VaR ogni volta che si aumenta il livello di confidenza. Non risulta efficace con gli strumenti non lineari, ma è molto comodo per portafogli semplici.

Il secondo metodo che si è deciso di illustrare è quello della simulazione storica, il quale, per l'appunto, sfrutta dati storici ponderati dai pesi degli asset nel portafoglio, al fine di effettuare stime riguardanti il Value-at-Risk. Il rendimento viene calcolato con il metodo di full-valuation mediante la formula:

$$R_{p,k} = \sum_{i=1}^N w_{i,t} R_{i,k} \quad \text{con } k = 1, \dots, t \quad (2.19)$$

Nella quale i pesi del portafoglio $w_{i,t}$ sono calcolati al tempo attuale t , mentre il ROR del portafoglio è al tempo k . Il portafoglio che viene qui costruito da questa formula è una ipotesi generata dai rendimenti del recente passato ed i pesi attuali. Si può utilizzare il *bootstrap* sui rendimenti, ricampionandoli, al fine di ottenere una stima più precisa e generare diversi scenari per le diverse propensioni al rischio degli investitori. Si può usare approccio non parametrico, nel quale tramite le variazioni storiche del livello dei prezzi, si ottengono i fattori di rischio:

$$S_{i,k}^* = S_{i,0} + \Delta S_{i,k} \quad (2.20)$$

Il valore sarà un funzione non lineare del rischio così trovato $V_k^* = V(S_{i,k}^*)$. Il metodo non lineare, permette dunque di trovare il ROR del portafoglio ipotizzato con i dati al tempo k ed i pesi al tempo t , mediante la variazione del valore del portafoglio stesso, dalla formula:

$$R_{p,k} = \frac{V_k^* - V_0}{V_0} \quad (2.21)$$

Una volta ottenuta la stima della distribuzione ipotetica mediante i dati storici, è facilmente ottenibile il VA, combinando i fattori di rischio, stimati usando dati storici con il modello non parametrico, con la propensione al rischio degli investitori trovata con il metodo del full-valuation.

L'analisi per dati storici è facile da realizzare una volta che i dati giornalieri del mercato sono stati collezionati. Secondo Manganeli "il VaR così calcolato corrisponde a una grande perdita sostenuta in un periodo recente".

Esso sfrutta dati non troppo distanti dalla data di valutazione e non richiede il calcolo della matrice delle covarianze come nel caso del modello delta-normale. Si differenzia da quest'ultimo anche perché tiene conto delle lunghe code della distribuzione dei rendimenti, rendendolo maggiormente robusto. Di contro, può non offrire una stima corretta poiché richiede la forte ipotesi che il passato rispecchi il futuro, senza considerare gli shock esogeni del sistema. Inoltre, maggiore è l'arco temporale da cui sono presi i dati, maggiore sarà anche la probabilità di errore del VaR.

Tra i modelli basati sulle variazioni del rischio, si è deciso di utilizzare il Monte Carlo (MC). L'approccio Monte Carlo consiste nel simulare movimenti casuali del rischio, descrivendoli con formule parametriche. Esso sfrutta il Teorema del Limite Centrale, perché mediante il metodo dei bootstrap samples, si generano K campioni per la distribuzione delle variabili. Maggiori saranno i bootstrap samples di K , minore sarà la possibilità di avere errori standard. Per prima cosa, il Monte Carlo necessita di un modello per simulare le variazioni di prezzo e, solitamente, si fa riferimento al *geometric brownian motion model* (GBM), ed in caso di un solo asset, si ha che:

$$dS_t = \mu_t S_t dt + \sigma_t S_t dz \quad (2.22)$$

La formula (2.22) esprime come il comportamento del prezzo corrente S_t sia direttamente proporzionale alle variazioni della media μ_t e della volatilità σ_t del prezzo nell'arco di tempo scelto. A questo punto, si può trovare la variazione del prezzo S come dS/S , ovvero la sua derivata prima:

$$\Delta S_t = S_{t-1}(\mu \Delta t + \sigma \epsilon \sqrt{\Delta t}) \quad (2.23)$$

Nella equazione 2.23 viene introdotta la variabile casuale ϵ , la quale deriva dai campioni del bootstrap sample K . Da questa formula, può iniziare un processo iterativo nel quale si cerca ogni volta la variazione del prezzo in un arco di tempo successivo, semplicemente estraendo un altro ϵ dal vettore delle variabili, trovando ΔS_{t+h} , fino a ΔS_T dove T è il tempo alla fine del periodo considerato nel VaR. Un metodo alternato al bootstrap per creare i numeri casuali come ϵ , è quello di utilizzare un programma in grado di generare variabili tra loro indipendenti, distribuite secondo il teorema di Gauss-Laplace.

A questo punto, aumentando le iterazioni del bootstrap, è possibile calcolare un Value-at-Risk più preciso, dove questo sarà il risultato dell'equazione:

$$\text{VaR}(c, T) = E(F_T) - Q(F_T, c) \quad (2.24)$$

Dove il VaR è calcolato come la differenza fra il valore atteso del portafoglio alla fine dell'orizzonte temporale considerato $E(F_T)$, ed il quantile $Q(F_T, c)$ che corrisponde al valore superato nelle c replicazioni.

Il metodo Monte Carlo è il più complesso di quelli esposti, richiede una capacità computazione maggiore. Risulta molto efficace quando il numero delle iterazioni aumentano, è applicabile anche senza l'ipotesi di normalità ed espandibile in un approccio Marking-to-Market.

Per concludere, il Value-at-Risk rimane una metodologia di analisi interna, non in grado di raccogliere il contributo al rischio sistemico dell'intermediario. Infatti, con riguardo a quanto l'istituzione finanziaria aumenti il grado di rischio sistemico interno al sistema, il VaR permette solo di effettuare delle supposizioni. Nel caso in cui, infatti, una banca presenti, per più giorni in un arco di tempo ravvicinato, valori eccedenti la propria copertura patrimoniale, individuata con il VaR, si potrebbe avere una situazione a rischio di insolvenza. Se, in aggiunta, le dimensioni della banca in analisi siano elevate, e questa sia situata al centro del proprio network finanziario, la sua crisi potrebbe generare effetti di portata sistemica. Il Value-at-Risk risulta comunque un indicatore essenziale per le istituzioni finanziarie e necessario per l'implementazione del CoVaR, che verrà illustrato nel paragrafo seguente.

2.3 CoVaR

La crisi del 2007/2008 ha evidenziato la necessità di misurare il grado complessivo di rischio sistemico all'interno del sistema ed il contributo marginale ad esso di ogni istituzione finanziaria. Adrian e Brunnermeier (2011)³³ hanno provato a rispondere a tale esigenza con un modello, il *CoVaR*, il quale è definito dagli stessi teorici come "il VaR dell'intero settore finanziario condizionato alla istituzione *i* in stato di difficoltà". Come analizzato nel primo capitolo, il rischio sistemico non è solo dovuto alla probabilità di fallimento di una banca o di una istituzione finanziaria, ma anche alle interconnessioni ed alla grandezza della banca in rischio di solvenza. Inoltre, il rischio sistemico è sempre presente nel sistema, anche nel caso di periodi di espansione nel ciclo, e la misurazione dello stesso nel tempo serve per monitorarne i livelli. All'interno del loro modello, l'analisi di Adrian e Brunnermeier, oltre a calcolare il livello complessivo di rischio sistemico nel sistema, mediante il $\Delta CoVaR$ riescono a formulare ipotesi su come una variazione nel rischio specifico di ogni singola istituzione, misurato con il VaR, contribuisca a cambiare il rischio dell'intero sistema finanziario. Il solo VaR, non riuscirebbe a cogliere il contributo marginale di ogni banca al rischio sistemico. Difatti, si considerino due istituzioni finanziarie, aventi lo stesso VaR: tale ipotesi, non implica che queste avranno lo stesso impatto sul sistema, infatti, il $\Delta CoVaR$ può avere valori differenti. Questo è dovuto al diverso impatto che hanno gli spillover dei diversi intermediari, siano essi diretti, e dunque all'interno del mercato interbancario, o indiretti, con effetti sugli investitori. Nel paragrafo successivo verranno, dunque, illustrati i modelli CoVaR e $\Delta CoVaR$ ideati da Adrian e Brunnermeier.

³³ Adrian T., Brunnermeier M. (2011) "CoVaR". Federal Reserve Bank of New York, Staff Reports.

2.3.1 Sviluppo del modello CoVaR

Adrian e Brunnermeier, usando come esempio il modello del calcolo della probabilità del VaR ad un dato quantile, cercano di stimare il CoVaR mediante la formula:

$$\Pr\left(X^j \leq \text{CoVaR}_q^{j|C(X^i)} | C(X^i)\right) = q \quad (2.25)$$

Nella quale $\text{CoVaR}_q^{j|i}$ è definito dai due economisti come “*the VaR of institution j (or the financial system) conditional on some event C(Xⁱ)*”, ovvero quanto il VaR di una istituzione o dell’intero sistema finanziario registri variazioni in seguito ad un evento (sia positivo che negativo) che colpisce l’intermediario *i*.

A questo punto, è possibile calcolare il ΔCoVaR , il quale va a misurare la variazione sopracitata nella distribuzione condizionata $\text{CoVaR}_q^{j|i}$ mediante la formula:

$$\Delta\text{CoVaR}_q^{j|i} = \text{CoVaR}_q^{j|X^i=\text{VaR}_q^i} - \text{CoVaR}_q^{j|X^i=\text{Median}^i} \quad (2.26)$$

Nella quale il ΔCoVaR corrisponde alla differenza tra il VaR del sistema finanziario *j* condizionato all’evento sull’istituzione *i* e il VaR del sistema finanziario *j* condizionato alla mediana dell’istituzione *i*. Con il fine di monitorare in modo maggiormente efficace la situazione all’interno del settore, nella formula (2.26) si può sostituire all’intermediario *i*, il sistema, cercando la sua variazione condizionata $\Delta\text{CoVaR}_q^{j|\text{system}}$. In questo modo, si può condizionare la variazione del rischio di una istituzione in caso di una crisi, misurando il livello di esposizione al sistema.

Il CoVaR è uno strumento molto utile per calcolare l’esposizione al rischio sistemico di ciascun intermediario. Questo perché, in seguito alla prima adozione da parte della banca di investimento JP Morgan, il metodo del VaR si è ampiamente consolidato tra le unità di misurazioni del rischio interne gli enti finanziari. Pertanto, il CoVaR, usando nei suoi calcoli il VaR, può essere facilmente implementato all’interno del sistema finanziario.

Dalle formule sopra esposte, si possono riconoscere delle caratteristiche tipiche del CoVaR. In primo luogo, il ΔCoVaR non coglie se la variazione dipenda da un singolo shock o da un fattore endogeno al sistema. Questo però, non risulta un problema eccessivo, anzi, tutt’altro, poiché al ΔCoVaR è richiesto di catturare il rischio presente nel sistema, sia con o in assenza di un link diretto. In secondo luogo, il CoVaR si concentra ancora di più del VaR sulle code della distribuzione: tale caratteristica è dovuta al fatto che la procedura ideata da Adrian e Brunnermeier è basata sugli eventi o situazione negative che portano ad aumentare il rischio eventi che, solitamente si trovano nelle code. Come può suggerire l’analisi nei paragrafi precedenti, inoltre, un aumento della rischiosità può spostare la mediana verso sinistra, la parte negativa della distribuzione, rendendola asimmetrica negativamente. Inoltre, concentrandosi maggiormente sulle curve, la distribuzione sarà leptocurtica. In terzo luogo, anche se il VaR dell’intermediario non riporti un rischio elevato, il CoVaR può

comunque fornire dati elevati dovuti al fatto che un evento negativo può condizionare negativamente il rischio dell'intermediario. Perciò, infine, il CoVaR può avere una funzione simile agli *stress-test*, al fine di predire quanto sarà a rischio insolvenza una banca in situazioni negative del sistema.

In questa parte del paragrafo si passerà ora alla stima del CoVaR e, per farlo, seguendo l'impostazione dettata dai suoi ideatori, Adrian e Brunnermeier, verrà usata la comune formula della regressione quantilica simile alla (2.3) vista in questo capitolo, ovvero:

$$\hat{X}_q^{systems,i} = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i X^i \quad (2.27)$$

Nella quale si tenta di predire il valore del quantile condizionato ad un istituto finanziario i . La regressione quantilica è una metodologia efficace per stimare $\hat{X}_q^{systems,i}$, ma non è l'unica. Difatti, è possibile ottenere un risultato simile mediante il bootstrap, o, in alternativa, con una analisi bivariata, usando il modello GARCH. Essendo la stima di $\hat{X}_q^{systems,i}$ il quantile condizionato del sistema, può essere usato come $VaR_q^{system|X^i}$, ovvero il Value-at-Risk del sistema finanziario condizionato ad X^i .

A questo punto, è possibile cercare il CoVaR del sistema mediante la formula:

$$CoVaR_q^{system|X^i=VaR_q^i} = VaR_q^{system|VaR_q^i} = \hat{\alpha}_q^i + \hat{\beta}_q^i VaR_q^i \quad (2.28)$$

Nella quale il CoVaR del sistema condizionato ad un evento che colpisce un intermediario i , è il VaR del sistema condizionato al VaR dell'intermediario i . Nell'equazione sopra esposta, il $CoVaR_q^{system|X^i=VaR_q^i}$ è riportato all'interno del modello di regressione quantilica. Inoltre, è possibile calcolare il $\Delta CoVaR_q^{system|i}$ mediante all'interno della regressione con la formula:

$$\Delta CoVaR_q^{system|i} = \hat{\beta}_q^i (VaR_q^i - VaR_{50\%}^i)$$

Nel quale viene posto come incognita moltiplicativa al fattore $\hat{\beta}_q^i$, la differenza nella regione della distribuzione del VaR che va dalla mediana, al quantile considerato.

2.4 Conclusioni

Nel secondo capitolo di questo elaborato si è voluto mostrare quello che viene considerato il modello di rilievo per la misurazione del livello di rischio sistemico nel settore bancario, il CoVaR. L'analisi della maggior parte dei più recenti modelli ha come strumenti comuni quelli analizzati nel capitolo: la regressione quantilica ed il bootstrapping vengono utilizzati per raccogliere i dati e fornire una distribuzione, la curtosi e la simmetria vengono usate per analizzare le caratteristiche di tale funzione per provare a formulare una ipotesi preliminare su di essa. Invece, le aziende, una volta ottenuta la distribuzione dei profitti, applicano il VaR al fine di stabilire

il livello di capitale necessario per coprire le possibili perdite ad un livello di confidenza stabilito. La procedura di calcolo del VaR, all'interno delle singole aziende, può variare in base alle variabili che vengono inserite all'interno dei programmi di calcolo, ma è comunque la base di ogni metodologia di calcolo del rischio sistemico. Tali strumenti, come il CoVaR inventato da Adrian e Brunnermeier, non sono ancora utilizzati dalle autorità di vigilanza, le quali sono ancora ancorate all'analisi di indicatori forniti dalle stesse banche sottoposte al loro controllo. In tal modo, però, le autorità non riescono a catturare il grado di contributo alla formazione del rischio sistemico di ogni istituzione finanziaria. Infatti, l'implementazione di un modello come il CoVaR da parte delle autorità di vigilanza potrebbe essere utile per capire quali enti finanziari debbano essere monitorate con maggiore attenzione, cercando di ridurre il loro contributo al rischio. Nel prossimo capitolo, si useranno alcuni di questi strumenti per misurare cosa è accaduto nel periodo dello scoppio della pandemia di SARS-COVID-19 e quali sono state le contromosse a questo shock esogeno attuate dall'Unione Europea per arginare la crescita del rischio sistemico all'interno del settore finanziario.

CAPITOLO 3: ANALISI DELL'IMPATTO DEL COVID SULLE GRANDI BANCHE EUROPEE E MISURE DI CONTRASTO DELLA BCE

3.1 Introduzione

Nell'ultimo capitolo di questo elaborato, si tenterà di mostrare gli effetti della pandemia di COVID-19 sul rischio sistemico da un punto di vista analitico. Pur essendo la pandemia ancora in atto, i suoi effetti sono percepibili sul sistema economico, di cui componente centrale sono le banche. Inizialmente, gli stati europei hanno provato a contrastare la pandemia utilizzando il "Lockdown", che ha rallentato la diffusione del contagio sanitario, ripercuotendosi negativamente nell'economia del continente. Come si è già visto all'interno del primo capitolo, le banche sono il motore dell'attività economica, ancor più nel continente europeo, fortemente bancocentrico in confronto al mondo anglosassone in cui i mercati sono più sviluppati. Il tentativo di contenere la diffusione del rischio sistemico tra le istituzioni finanziarie è risultato fondamentale per rassicurare gli investitori e ripristinare la stabilità sui mercati finanziari.

Il COVID-19 è stato per l'economia uno shock di tipo esogeno, che non ha attaccato una determinata economia nazionale o banca. Ovviamente, i suoi effetti economici negativi sono stati maggiori nelle aree più colpite dal virus ed in quelle considerate da un punto di vista economico con un maggior rischio paese. In merito alla situazione europea, numerosi sono stati gli interventi effettuati da parte dei singoli stati, della Commissione e della Banca Centrale Europea, inizialmente anche accompagnati da dichiarazioni sfavorevoli per i mercati³⁴. In un periodo unico nella storia dell'economia capitalistica come quello della pandemia da COVID-19, guardando all'indietro con il senno del poi, diverse sono state le valutazioni scorrette nella gestione sia economica che politica, sia dei singoli stati che delle istituzioni. Dopo quasi un mese dalla diffusione del COVID-19 in Europa, la BCE ha messo in atto un piano di aiuti storico, in grado di tranquillizzare i mercati ed il settore bancario, costituito dal PEPP e dalle PELTROs, di cui si avrà modo di parlare dettagliatamente nel corso del capitolo.

Questo ultimo capitolo dell'elaborato è organizzato come descritto: all'inizio, l'analisi verrà svolta sulla situazione subito precedente alla pandemia; in seguito, si passerà ad una ricerca puntuale delle conseguenze dovute allo shock da COVID-19 per poi analizzare l'impatto che hanno avuto il PEPP e le PELTROs sulle banche nei mercati finanziari.

³⁴ Con tale affermazione, si fa riferimento alla settimana prima del lancio del Pandemic European Purchase Programme, ovvero il 12 di Marzo 2020, nella quale, il presidente della BCE Christine Lagarde, sostenendo che alti livelli di spread dei singoli stati avrebbero reso impossibile l'attuazione di manovre di politica monetaria, ha abbassato ulteriormente le aspettative del mercato europeo. In particolare, i paesi del mediterraneo, i cosiddetti PIGS (Portogallo, Italia, Grecia e Spagna), a venti storicamente alti livelli del rapporto debito/P.I.L., hanno avuto perturbazioni ancora maggiori all'interno dei propri mercati. Inoltre, il nostro paese primo paese europeo ad essere colpito dalla pandemia, in quella data era già in lockdown, e nella stessa giornata ha riscontrato un crollo del -17% del suo principale indice, il FTSEMIB (dati Borsaitaliana.it).

3.2 Analisi dell'impatto delle grandi banche sul rischio sistemico durante il COVID-19

Come analizzato nel primo capitolo, maggiore è la dimensione della banca colpita da uno shock, sia esso di tipo esogeno che endogeno, maggiori saranno le ripercussioni all'interno del sistema bancario. Il Coronavirus, come detto in precedenza, appartiene alla categoria degli shock esogeni: le ripercussioni restano comunque differenti rispetto agli altri shock che possono essere trasmessi da una banca nel sistema. Nel primo capitolo si è analizzato il caso del Gruppo Montepaschi. In questo esempio, oltre all'aumento della quota dei prestiti deteriorati, le accuse giudiziarie hanno avuto immediati effetti negativi sul valore di mercato non solo della stessa banca senese, ma anche delle altre banche italiane quotate a Piazza Affari. Ciò è avvenuto a causa della perdita della fiducia da parte degli investitori nella banca stessa e negli enti creditizi simili.

Diversa è la situazione causata dalla pandemia: gli effetti economici del COVID-19 non si sono riscontrati su una singola istituzione. Le banche indipendentemente dalle loro singole situazioni patrimoniali e reddituali, subiscono una perdita di fiducia nei mercati, non per effetto di una banca singola, bensì del sistema nella sua interezza. Tale affermazione, non contrasta però con l'influenza delle grandi banche sulla catena di trasmissione: difatti, se per la fiducia del mercato è vero quanto affermato sopra, da un punto di vista del rischio complessivo nel sistema, altre variabili, come la dimensione diventano rilevanti. Ad esempio, mentre la perdita di fiducia viene veicolata dai canali indiretti di trasmissione, l'aumento del rischio può essere diffuso nel sistema grazie ai canali diretti che collegano le diverse istituzioni finanziarie fra loro. Ricordando la teoria di Haldane sugli effetti network, maggiore sarà la dimensione della banca considerata, maggiori saranno i suoi legami. Ne consegue l'inevitabile diffusione degli squilibri patrimoniali di una banca di grandi dimensioni verso quelle all'interno del suo stesso network. Tutto questo è analizzato dai dati raccolti in questo elaborato che verranno poi evidenziati nei paragrafi successivi.

Subito dopo lo scoppio della pandemia, i governi e le autorità di vigilanza, al fine di tutelare l'intermediazione bancari, hanno attuato le seguenti misure: più facili requisiti regolatori, il rinvio del rimborso dei prestiti delle banche ed il permesso provvisorio concesso alle banche di non classificare gli NPL a bilancio. Tuttavia, come si vedrà nel prossimo paragrafo, queste misure istantanee, non sono risultate efficaci a causa dell'estensione dei lockdown nelle varie nazioni, i deferimenti dei rimborsi dei prestiti concessi dalle banche verso i privati e le prospettive economiche incerte. Nonostante queste prime misure di salvaguardia, il sistema bancario, ha registrato comunque una flessione, iniziando una ripresa solo in seguito all'annuncio del PEPP e delle PELTROs.

3.2.1 Strumenti di utilizzo ed introduzione alla procedura di calcolo

In questo paragrafo si tenterà di illustrare la procedura con la quale sono stati ottenuti i risultati che verranno illustrati nei paragrafi successivi. Il campione utilizzato comprende tutte le banche quotate europee, 513, dei quali sono stati collezionati dati relativi alla capitalizzazione di mercato, il leverage, il Return On Equity ed il

capitale di tier 1 di Basilea. Il periodo considerato è compreso fra il 31 di Gennaio 2020 ed il 30 Giugno 2020 ed i dati giornalieri mark to market sono stati interamente raccolti sulla piattaforma Bloomberg. La scelta di tale arco temporale è data dal voler effettuare lo studio in tre periodi differenti: il periodo subito precedente allo scoppio della pandemia, il tempo intercorso fra l'inizio dello shock sui mercati risalente al 28 Febbraio 2020 e l'annuncio del PEPP, ed infine il periodo successivo fino al 30 Giugno 2020³⁵. Per favorire una più facile illustrazione, verranno mostrati solamente i risultati ottenuti delle venticinque banche a capitalizzazione di mercato maggiore fra il campione selezionato. La *tabella 1* illustra le principali caratteristiche patrimoniali e di mercato delle banche nel periodo preso in esame.

	MARKET CAP	LEVERAGE	TIER 1	ROE	REGIONE
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	€ 1.340,10	7,67	6.544,27	1,00	GR
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	€ 1.530,32	15,87	8.264,99	- 14,12	IT
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	€ 734,80	14,85	2.686,26	5,04	IT
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	€ 22.410,26	15,01	47.425,80	3,52	SP
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	€ 1.822,25	13,25	5.987,06	3,76	PO
BANCO SANTANDER SA	€ 41.160,92	15,52	78.416,98	5,58	SP
BANK OF IRELAND GROUP PLC	€ 2.382,23	13,66	8.149,93	4,00	IR
BANKINTER SA	€ 3.800,11	17,83	4.089,84	11,68	GE
BARCLAYS PLC	€ 20.423,12	22,92	53.344,32	4,01	UK
BNP PARIBAS	€ 43.259,36	24,26	92.248,74	7,59	FR
COMMERZBANK AG	€ 5.029,22	17,27	25.817,40	1,23	GE
DANSKE BANK A/S	€ 7.544,80	25,15	15.563,57	7,73	DA
DEUTSCHE BANK AG-REGISTERED	€ 14.877,35	24,79	50.550,59	-9,74	GE
ERSTE GROUP BANK AG	€ 9.718,75	17,89	17.787,58	9,29	AS
EUROBANK ERGASIAS SERVICES A	€ 1.685,68	9,82	6.727,33	2,52	GR
INTESA SANPAOLO	€ 29.971,86	16,32	47.063,45	8,36	IT
JYSKE BANK-REG	€ 15.259,91	20,62	34.494,01	4,45	DA

³⁵Tale scelta è dovuta al fatto che il lockdown di Codogno è stato la prima volta che tale misura è stata applicata in Europa.

LLOYDS BANKING GROUP PLC	€ 26.109,94	-	34.859,09	-	UK
MEDIOBANCA SPA	€ 5.653,02	8,08	6.612,64	7,96	IT
NATIXIS	€ 8.313,09	27,45	13.026,17	6,92	FR
NATWEST GROUP PLC	€ 16.454,26	19,41	34.165,07	7,07	UK
NORDEA BANK ABP	€ 2.628,38	18,83	272,83	5,00	FI
STANDARD CHARTERED PLC	€ 14.664,68	16,21	43.672,89	4,26	UK
SWEDBANK AB - A SHARES	€ 14.010,17	-	12.345,83	-	SW
UNICREDIT SPA	€ 19.304,01	15,69	56.107,37	1,79	IT

Tabella 1

I dati riportati all'interno della *tabella 1* sono le medie di alcune situazioni patrimoniali delle banche europee prese come campione. Come si vedrà nel corso dei prossimi paragrafi, le cifre qui illustrate varieranno a seconda dei periodi considerati. Le banche di maggiori dimensioni sono la francese BNP Paribas e la spagnola Banco Santander, le quali hanno un peso all'interno dell'intero mercato bancario di circa il 2% ciascuno. I dati sono in milioni di euro. Ancor più rilevanti, osservando i dati, sono i livelli di leverage per queste ultime due banche citate. BNP Paribas, ha infatti un livello di indebitamento molto elevato, che, se da un lato aumenta la fragilità della banca in caso di rischio, dall'altro riesce a garantire un elevato rendimento per i propri azionisti. L'alto livello di leverage della banca francese è allo stesso tempo associato ad un maggior capitale destinato alla copertura del rischio, individuato nel capitale di Basilea di Tier 1. Nel nostro paese, invece, la banca che ha presentato una capitalizzazione di mercato maggiore nell'arco di tempo selezionato, è risultata essere Intesa Sanpaolo, molto apprezzata dai mercati anche per il rendimento concesso agli azionisti.

Nella tabella 2 sono illustrate le caratteristiche delle distribuzioni dei rendimenti delle banche analizzate nell'arco temporale considerato.

	MEDIA	VARIANZA	DEV. STANDARD	ASIMMETRIA	CURTOSI	VALUE-AT-RISK
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	-0,73%	0,0040	0,0636	- 0,2901	0,5949	-12,53%
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	-0,01%	0,0021	0,0458	- 0,5181	3,0678	-7,52%
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	-0,07%	0,0017	0,0412	- 0,6466	3,3335	-6,16%
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	-0,32%	0,0020	0,0442	- 0,3832	1,5483	-6,69%
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	-0,50%	0,0013	0,0367	- 0,4739	2,3576	-5,96%
BANCO SANTANDER SA	-0,41%	0,0018	0,0421	- 0,3843	2,6001	-6,13%

BANK OF IRELAND GROUP PLC	-0,69%	0,0036	0,0604	0,1031	0,5713	-9,74%
BANKINTER SA	-0,24%	0,0016	0,0404	- 0,4783	2,8289	-5,73%
BARCLAYS PLC	-0,27%	0,0024	0,0490	- 0,1105	1,7406	-9,04%
BNP PARIBAS	-0,22%	0,0020	0,0445	- 0,4350	0,7785	-7,29%
COMMERZBANK AG	-0,17%	0,0025	0,0503	- 0,4216	0,9318	-8,10%
DANSKE BANK A/S	-0,20%	0,0010	0,0321	- 0,3393	1,5783	-5,17%
DEUTSCHE BANK AG-REGISTERED	0,15%	0,0024	0,0488	0,0796	0,8789	-7,65%
ERSTE GROUP BANK AG	-0,34%	0,0020	0,0445	- 0,0470	0,7130	-8,02%
EUROBANK ERGASIAS SERVICES A	-0,46%	0,0041	0,0644	0,2582	1,3504	-11,60%
INTESA SANPAOLO	-0,24%	0,0014	0,0372	- 1,1244	5,0245	-6,01%
JYSKE BANK-REG	-0,25%	0,0007	0,0270	- 0,3695	1,1688	-5,46%
LLOYDS BANKING GROUP PLC	-0,49%	0,0016	0,0402	- 0,0887	0,9912	-8,10%
MEDIOBANCA SPA	-0,26%	0,0019	0,0435	- 0,6765	3,9800	-6,43%
NATIXIS	-0,23%	0,0053	0,0728	0,6914	4,1500	-11,79%
NATWEST GROUP PLC	-0,48%	0,0018	0,0423	0,1711	0,9510	-8,58%
NORDEA BANK ABP	-0,11%	0,0011	0,0333	- 0,5495	2,0979	-6,58%
STANDARD CHARTERED PLC	-0,29%	0,0014	0,0379	- 0,1580	1,4735	-6,88%
SWEDBANK AB - A SHARES	-0,15%	0,0010	0,0321	- 0,8046	3,4581	-6,31%
UNICREDIT SPA	-0,31%	0,0019	0,0435	- 0,6421	2,4215	-7,13%
TOTAL MARKET CAP	-0,20%	0,0007	0,0265	-0,624	4,5093	-4,95%
STOXX EUROPE 600	-0,09%	0,0006	0,0244	-1,0282	5,0859	-4,05%

Tabella 2

Come si vede nella *Tabella 2*, la media dei rendimenti è negativa nel periodo considerato per tutte le banche. Questo risultato non va però confuso con la variazione del valore iniziale da quello finale, che, come si vedrà più avanti nell'elaborato, produrrà cifre molto più preoccupanti.

La varianza produce risultati molto bassi, poiché è stata calcolata su valori espressi in percentuale. Due banche dell'est Europa sono risultate le più volatili in questo periodo: l'Alpha Service and Holdings ed Eurobank Ergasias Service; il sistema bancario complessivo e l'indice STOXX EUROPE 600 hanno una minore varianza poiché all'interno di essi sono incluse tutte le banche appartenenti alla regione europea, avendo differenti caratteristiche di rendimento in essi.

La maggior parte delle banche risulta avere una distribuzione asimmetrica, cosa comune nel momento in cui si analizzano i rendimenti di un qualsiasi portafoglio. Tale risultato, come analizzato nel secondo capitolo, descrive la situazione in cui la distribuzione è compressa verso sinistra, presentando code più lunghe nella sua parte destra. Ciò non è però vero per tutte le banche analizzate: ad esempio, in questo campione di venticinque

banche, sono quattro le banche con una distribuzione simmetrica (Bank Of Ireland Group, Eurobank Ergasias Services, Natixis e Natwest Group³⁶), tutte accumulate da una alta deviazione standard.

La distribuzione della maggior parte delle banche risulta platicurtica, ovvero la loro curtosi ha valori compresi fra lo zero ed il tre. Questo risultato mostra come le distribuzioni di queste banche siano concentrate vicino alla media e presentino pochi valori presso le code. Le banche il cui valore della curtosi è maggiore di tre sono dette platicurtiche, le loro distribuzioni risulteranno essere più compresse e con maggiori valori compresi all'interno delle code. Tra esse, ad esempio, vi è Intesa Sanpaolo.

Passando invece al modello, in questo elaborato si è cercato di analizzare come le capitalizzazioni di mercato delle singole banche si siano mosse rispetto all'intero settore bancario nei maggiori periodi di tensione economica. Per fare ciò, è stato implementato un modello basato sulla correlazione fra ciascuna banca ed il settore bancario.

La variabile sulla quale si è cercato di misurare tale correlazione è rappresentata dalla variazione giornaliera della capitalizzazione di mercato dell'intero sistema bancario. Per fare ciò, è stata effettuata una somma cumulata giornaliera delle capitalizzazioni di mercato di tutte le 513 banche considerate e si è studiata la variazione giornaliera al fine di poter calcolarne la correlazione.

In seguito, si è calcolata una correlazione non condizionata a nessun evento specifico, ma volta alla ricerca di quanto le singole banche si muovessero insieme al mercato. Si è calcolato successivamente il Value-at-Risk sulla distribuzione delle variazioni giornaliere dell'intero settore bancario, ponendo come percentile il 5% ed il 50%, simulando quanto accade con il modello CoVaR. In tal modo, si è riuscito ad analizzare in quali giorni le 513 banche riscontrano rendimenti nella coda sinistra delle proprie distribuzioni. Quando ciò avviene una variabile *dummy* fa corrispondere un valore pari a 1, o alternativa 0.

La variabile *dummy* ha permesso di filtrare i giorni di stress delle singole banche, potendo così effettuare due tipologie di analisi: in primo luogo, ha permesso di comprendere quali siano stati i giorni in cui le banche hanno registrato le maggiori perdite. In secondo luogo, ha permesso di creare una correlazione condizionata fra le singole banche ed il sistema bancario nel suo complesso, utilizzando il *dummy* come filtro nei giorni in cui aveva fatto corrispondere valore 1. Un aumento della correlazione in periodi di stress evidenzia movimenti simili al mercato totale e può suggerire una maggiore influenza della banca sul sistema finanziario stesso.

Per favorire un confronto dei risultati, si è deciso di effettuare le correlazioni anche con l'indice STOXX EUROPE 600, il quale è però costruito dalle maggiori 600 imprese quotate all'interno dei mercati europei, perciò non sono incluse tutte e 513 le banche prese in esame.

³⁶ Si vuole segnalare che all'interno del Natwest Group è compresa la Royal Bank of Scotland

Prima di passare ai risultati del modello, si vuole mostrare la tabella delle caratteristiche dei rendimenti delle venticinque banche prese come campione nel mese che precede l'inizio dello shock economico, il 28 di Febbraio 2020.

	MARKET CAP 30/01/2020	MEDIA	VARIANZA	DEV. STANDARD	LEVERAGE
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	€ 2.750,87	-1,00%	0,001379	0,037135	7,4406
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	€ 2.039,98	0,69%	0,002403	0,049018	14,8925
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	€ 900,88	1,29%	0,001944	0,044088	14,9289
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	€ 31.909,17	-0,04%	0,000406	0,020138	14,1448
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	€ 2.948,74	-0,61%	0,000465	0,021562	13,0137
BANCO SANTANDER SA	€ 61.337,46	-0,23%	0,00035	0,018712	15,3551
BANK OF IRELAND GROUP PLC	€ 4.951,80	-1,47%	0,001256	0,035445	13,6567
BANKINTER SA	€ 5.341,06	-0,15%	0,000196	0,014007	17,5294
BARCLAYS PLC	€ 29.799,55	-0,21%	0,000367	0,019155	22,3204
BNP PARIBAS	€ 61.602,57	-0,12%	0,000399	0,019969	23,83
COMMERZBANK AG	€ 8.479,71	0,40%	0,001547	0,039328	17,1807
DANSKE BANK A/S	€ 9.893,56	-0,08%	0,000294	0,017138	25,1314
DEUTSCHE BANK AG-REGISTERED	€ 21.039,75	0,49%	0,001992	0,044637	24,5037
ERSTE GROUP BANK AG	€ 14.355,32	-0,07%	0,000313	0,017693	17,7569
EUROBANK ERGASIAS SERVICES A	€ 3.060,06	-1,16%	0,001668	0,040847	9,7433
INTESA SANPAOLO	€ 45.586,58	0,10%	0,000499	0,022346	16,3603
JYSKE BANK-REG	€ 22.025,27	-0,26%	0,000391	0,019764	20,3551
LLOYDS BANKING GROUP PLC	€ 40.414,08	-0,63%	0,000222	0,014898	-
MEDIOBANCA SPA	€ 8.650,39	-0,38%	0,000398	0,019942	8,1969
NATIXIS	€ 12.224,49	0,34%	0,00047	0,021687	28,1893
NATWEST GROUP PLC	€ 26.848,48	-0,85%	0,000437	0,020914	19,0857
NORDEA BANK ABP	€ 3.099,42	0,35%	0,000477	0,021836	18,8596
STANDARD CHARTERED PLC	€ 20.404,62	-0,46%	0,000206	0,014357	16,2078
SWEDBANK AB - A SHARES	€ 16.697,08	0,26%	0,000194	0,013922	-
UNICREDIT SPA	€ 28.095,88	0,02%	0,000827	0,028763	15,5892

Tabella 3

Nella Tabella 3 sono illustrati i valori relativi alla capitalizzazione di mercato all'inizio del periodo di analisi, la quale risulterà utile per il confronto delle singole banche con i loro dati riguardanti l'inizio dello shock e gli effetti delle misure di salvaguardia del settore bancario. In secondo luogo, media, varianza e deviazione standard riguardano come si sono presentate le distribuzioni dei rendimenti delle banche. Come nel corso dell'ultimo decennio, anche nel mese che ha preceduto la diffusione del Coronavirus in Europa, i rendimenti medi sono risultati per lo più negativi. Alcune banche avevano un leverage parecchio elevato già prima dei lockdown nazionali e, come vedremo nel prossimo paragrafo, tale dato è risultato crescente per tutto il campione considerato.

3.2.2 Misurazione numerica delle correlazioni condizionate ed incondizionate

In questo paragrafo verranno riportati i risultati del modello e le considerazioni sugli stessi, continuando ad illustrare con esempi numerici la reazione delle singole banche, del mercato e dei rendimenti delle interessate.

Per iniziare, verrà presentata una tabella con le correlazioni condizionate ed incondizionate, calcolate sul VaR del settore bancario prima impostando come percentile il 5%, poi con percentile 50%. Il VaR al 5% si incentra sui valori nella coda sinistra della distribuzione, mentre il VaR al 50% rappresenta i valori che sono compresi da 0 fino alla mediana. Per simulare quanto accade con il ΔCoVaR , si è deciso di fare una sottrazione tra i due valori delle correlazioni, al fine di cercare quale banca sia stata più a rischio nel periodo di scoppio della pandemia.

La correlazione è ricercata con lo STOXX EUROPE 600 e con le banche europee. Per queste ultime, è stata effettuata una somma di tutte le capitalizzazioni di mercato delle 513 banche europee e si è calcolata la variazione giornaliera della stessa, al fine di poterne studiare la correlazione.

Per il calcolo delle correlazioni delle singole banche rispetto all'intero sistema ed allo STOXX EUROPE 600, come descritto nel paragrafo precedente, si sono utilizzati i dati delle variazioni percentuali della capitalizzazione di borsa quando la variabile dummy assume il valore 1. Ciò è stato fatto non solo nel periodo di scoppio della pandemia, ma in tutto il periodo d'interesse per due motivi: in primo luogo, il periodo che va dall'inizio dello shock economico fino al momento di attuazione delle misure di contrasto della Banca Centrale Europea dura meno di un mese ma, nonostante ciò - ed ecco il secondo motivo - in questo arco temporale le banche hanno riscontrato per il 43% rendimenti inferiori al VaR dell'intero settore. Ciò significa che in meno di 16 giorni - poiché le borse sospendono la propria attività nel fine settimana - , rispetto ai dati raccolti per cinque mesi, la variabile dummy ha fornito come risultato 1 quasi la metà delle volte. La valutazione di questo breve periodo, seppur significativo, verrà poi completata con una analisi delle banche simile a quella illustrata nella *Tabella 3*.

Nella *Tabella 4* sono riportate le correlazioni incondizionate e condizionate ponendo come percentile del VaR 5%, il quale ha restituito un valore pari a -4,95%.

	corr. Incondizionate		corr. Condizionate	
	STOXX EUROPE 600	Banche Europee	STOXX EUROPE 600	Banche Europee
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	0,35301	0,67935	0,01042	0,2426
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	0,30735	0,58292	-0,02687	0,82526
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	0,29326	0,60351	0,82129	0,82129
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	0,39956	0,69504	0,43316	0,71876
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	0,41148	0,67788	0,2853	0,43768
BANCO SANTANDER SA	0,38363	0,65252	0,23029	0,75414
BANK OF IRELAND GROUP PLC	0,29968	0,5587	0,24626	0,59717
BANKINTER SA	0,34024	0,6843	0,42824	0,77839
BARCLAYS PLC	0,34704	0,76605	0,03965	0,72759
BNP PARIBAS	0,4649	0,7004	0,48043	0,72865
COMMERZBANK AG	0,40727	0,67712	0,35	0,77538
DANSKE BANK A/S	0,30202	0,70172	-0,50953	0,37144
DEUTSCHE BANK AG-REGISTERED	0,44013	0,63841	0,1774	0,80767
ERSTE GROUP BANK AG	0,46935	0,73697	0,57367	0,73683
EUROBANK ERGASIAS SERVICES A	0,36912	0,67258	-0,06107	0,62362
INTESA SANPAOLO	0,35421	0,71808	0,04192	0,90791
JYSKE BANK-REG	0,27665	0,52644	-0,2223	0,45241
LLOYDS BANKING GROUP PLC	0,3552	0,65824	-0,45177	0,53767
MEDIOBANCA SPA	0,38175	0,74407	0,08129	0,74893
NATIXIS	0,3049	0,56542	0,07607	0,44348
NATWEST GROUP PLC	0,26138	0,56735	-0,02909	0,56093
NORDEA BANK ABP	0,39472	0,72221	-0,24541	0,8583
STANDARD CHARTERED PLC	0,2436	0,59861	0,26551	0,72113
SWEDBANK AB - A SHARES	0,31966	0,67098	-0,23994	0,86181
UNICREDIT SPA	0,37419	-0,4831	0,30492	0,71919

Tabella 4

Prima di passare all'analisi di tali risultati, va ricordato come due distribuzioni si dicono perfettamente correlate se offrono risultati pari ad 1 e l'opposto se il valore della correlazione raggiunge il -1.

A primo impatto, risulta evidente come la correlazione rispetto al sistema bancario sia maggiore che rispetto allo STOXX EUROPE 600, dovuto al fatto che all'interno dello STOXX sono comprese le 600 maggiori imprese quotate europee, dunque non solo le banche quotate.

Nella maggioranza dei casi, la correlazione delle singole banche verso il sistema bancario risulta aumentare nei periodi in cui le banche stesse registrano rendimenti inferiori al VaR 5%. Nei pochi casi delle banche nelle quali la correlazione non risulta essere maggiore nei periodi di stress, questa ha comunque segno positivo, mostrando come il settore finanziario si muova uniformemente sul mercato.

La correlazione maggiore è raggiunta da Intesa Sanpaolo e la svedese Swedbank. In particolare, la banca italiana raggiunge il punto più basso e più a sinistra nella coda dei suoi rendimenti il 12 Marzo 2020³⁷, raggiungendo un picco del -17,38%. Parlando di una altra banca italiana, Unicredit è quella che ha avuto il più grande aumento di correlazione dalla incondizionata a quella condizionata ai periodi di maggiore stress: se la prima risultava essere molto negativa, pari a -0,480, quella condizionata è pari a 0,71 e mostra come nei periodi di stress segua maggiormente il mercato.

Ad incidere sulle variazioni nei rendimenti delle singole banche, oltre al peggioramento dell'outlook della singola banca, pesa anche il contesto nella quale essa è inserita. Un esempio ne è la banca greca Alpha, la quale registra un valore della variabile dummy pari a 1 per ventitré volte - seconda solo alla Bank of Ireland. La correlazione condizionata all'intero sistema della banca greca risulta la minore, seppur positiva, di quelle riportate in questo campione, a causa dell'incertezza ancora maggiore attribuita nel periodo della pandemia all'economia della Grecia.

Le due banche a maggiore capitalizzazione in Europa, ovvero Banco Santander e BNP Paribas, hanno registrato anche esse un aumento della correlazione nei periodi in cui i rendimenti scendevano al di sotto del VaR, ma non fornisce comunque i risultati maggiori nonostante il loro peso sul sistema.

Per quanto riguarda invece le correlazioni dei singoli enti creditizi con lo STOXX EUROPE 600, invece, forniscono talvolta anche risultati negativi: si è già parlato di come non tutte le banche siano inserite nello stesso e, nonostante tale indice sia costruito su pesi eguali, nemmeno le banche al suo interno hanno aumentato la propria correlazione quando condizionata. Un esempio, è la già menzionata banca spagnola Santander, inserita nell'indice, che vede scendere la sua correlazione quando condizionata, mentre BNP o Barclays la vedono aumentare.

A fornire il maggior valore in tale analisi è una banca italiana: Banca Popolare di Sondrio. È interessante notare che BPSO non è inclusa nello STOXX EUROPE 600, il che è interpretabile come un forte allineamento della banca lombarda all'intero mercato azionario europeo.

³⁷ Guarda nota 34

Alcune banche raggiungono valori anche negativi nella correlazione condizionata con lo STOXX EUROPE 600, e, la maggior parte delle banche che riportata i risultati, è collocabile geograficamente nell'est Europa o nei baltici, zone meno rappresentate all'interno di tale indice.

Di seguito, verranno ora illustrati i valori delle correlazioni condizionate delle banche rispetto all'intero sistema bancario e allo STOXX EUROPE 600, calcolate con Value-at-risk al 50%. Per favorire un confronto, sono state inserite anche le correlazioni incondizionate che restano uguali a quelle inserite nella *Tabella 4*.

Nella *Tabella 5* sono riportati i valori della differenza fra le correlazioni condizionate della *tabella 4* e della *tabella 5* stessa, ovvero il tentativo di simulare quanto Adrien e Brunnermeier hanno ipotizzato con il loro modello ΔCoVaR . I risultati ottenuti non vanno intesi però come un ΔCoVaR , poiché non sono stati usati modelli computazionali come *GARCH*, ma seguono i loro principi teorici. In particolare, la ricerca indaga su quali banche siano più sensibili ai periodi di stress e quali meno. Inoltre, attenendosi all'impostazione dei due teorici, la differenza è stata moltiplicata per -1 al fine di ottenere una classificazione più agevole dei risultati.

	corr. Incondizionate		corr. Condizionate		VaR 5%- VaR 50%	
	STOXX EUROPE 600	Banche Europee	STOXX EUROPE 600	Banche Europee	STOXX EUROPE 600	Banche Europee
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	0,35301	0,67935	0,31507	0,6782	0,30465	0,4356
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	0,30735	0,58292	0,42022	0,66063	0,44709	-0,16463
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	0,29326	0,60351	0,29159	0,70394	-0,52971	-0,11735
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	0,40574	0,69033	0,34908	0,72542	-0,08408	0,00666
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	0,41148	0,67788	0,3536	0,58866	0,06829	0,15098
BANCO SANTANDER SA	0,38363	0,65252	0,41144	0,6791	0,18115	-0,07504
BANK OF IRELAND GROUP PLC	0,29968	-0,01141	0,28497	0,52613	0,03871	-0,07104
BANKINTER SA	0,34024	0,6843	0,41716	0,71381	-0,01109	-0,06458
BARCLAYS PLC	0,34704	0,76605	0,32412	0,71087	0,28447	-0,01672
BNP PARIBAS	0,4649	0,7004	0,42455	0,72424	-0,05588	-0,00441
COMMERZBANK AG	0,40727	0,67712	0,2247	0,61414	-0,12529	-0,16124
DANSKE BANKA/S	0,30202	0,70172	0,21719	0,62526	0,72673	0,25381
DEUTSCHE BANK AG-REGISTERED	0,44013	0,63841	0,3826	0,69204	0,20521	-0,11563

ERSTE GROUP BANK AG	0,46935	0,73697	0,4144	0,7369	-0,15927	0,00007
EUROBANK ERGASIAS SERVICES SA	0,36912	0,67258	0,12649	0,69936	0,18755	0,07574
INTESA SANPAOLO	0,35421	0,71808	0,31225	0,67961	0,27033	-0,2283
JYSKE BANK-REG	0,27665	0,52644	0,20846	0,50619	0,43077	0,05379
LLOYDS BANKING GROUP PLC	0,3552	0,65824	0,19472	0,59332	0,64648	0,05565
MEDIOBANCA SPA	0,38175	0,74407	0,39861	0,73782	0,31731	-0,01112
NATIXIS	0,3049	0,56542	0,16091	0,48524	0,08484	0,04176
NATWEST GROUP PLC	0,26138	0,56735	0,13339	0,43169	0,16248	-0,12924
NORDEA BANK ABP	0,39472	0,72221	0,20125	0,7058	0,44667	-0,15251
STANDARD CHARTERED PLC	0,2436	0,59861	0,08198	0,51529	-0,18354	-0,20585
SWEDBANK AB - A SHARES	0,31966	0,67098	0,17291	0,68217	0,41284	-0,17964
UNICREDIT SPA	0,37419	0,72588	0,38241	0,64757	0,0775	-0,07162

Tabella 5

Le correlazioni condizionate delle venticinque maggiori banche europee rispetto allo STOXX EUROPE 600 ed al sistema bancario nel suo complesso calcolate con VaR al 50%, risultano avere valori inferiori rispetto a quelle riportate precedentemente nella *Tabella 4* con VaR al 5%. A conferma di tale risultato vi è il fatto che la differenza fra le correlazioni condizionate con VaR al 5% e VaR al 50%, visibili nella colonna 5 e 6 della *Tabella 5*, forniscono risultati negativi.

Il risultato ottenuto supporta l'ipotesi sostenuta all'inizio del capitolo, ovvero che la pandemia da COVID-19 è uno shock di tipo esogeno, il quale ha colpito tutte le banche mondiali, indipendentemente dal contesto nelle quali sono inserite. I giorni nei quali le banche europee hanno realizzato i loro valori più negativi sono risultati comuni fra loro. Il risultato è evidenziato dalla differenza fra il Var al 5% e quello al 50%. Ne è una conseguenza, perciò, che Intesa Sanpaolo, la banca che aveva aumentato la maggiormente la propria correlazione condizionata rispetto a quella incondizionata nella *Tabella 4*, risulta avere il valore minore nella differenza fra le correlazioni condizionate calcolate con il VaR al 5% ed al 50%, pari a -0,228. Il risultato mostra come in questo arco temporale analizzato, Intesa Sanpaolo sia stata la banca europea a subire maggiormente lo shock negativo dovuto al Coronavirus.

Tale evidenza empirica accomuna tutte le banche italiane riportate nella tabella, ciò è dovuto ad una serie di caratteristiche del contesto della nostra nazione: l'Italia è stato il primo paese Europeo contagiato dal COVID-19, oltre che il primo ad andare in lockdown. Inoltre, dai mercati è sempre considerato a forte rischio paese a causa del suo elevato rapporto debito/P.I.L. . Prima dell'annuncio del PEPP e dell'uscita dal lockdown, i prezzi delle azioni delle maggiori banche quotate italiane hanno continuato a calare, raggiungendo minimi che non toccavano dalla crisi dei debiti sovrani.

Anche le maggiori banche europee per capitalizzazione come Santander e BNP Paribas hanno riportato valori negativi. È rilevante notare che il valore maggiore nella differenza fra le correlazioni condizionate calcolate con il VaR al 5% ed al 50% appartenga alla banca greca Alpha. Tale risultato, segue le considerazioni effettuate precedentemente, che evidenziavano come Alpha avesse una bassa correlazione con le altre banche, ma come la variabile paese pesasse maggiormente rispetto ai mutamenti nel sistema bancario.

In merito ai risultati dello STOXX EUROPE 600, l'analisi mostra che vi sono differenze con i valori ottenuti confrontato le correlazioni calcolate con il VaR al 5% ed al 50% fra le banche e il settore bancario europeo. Non tutte le venticinque interessate sono correlate all'indice europeo di riferimento ma, avviene nelle banche inserite all'interno dello STOXX. Come per le correlazioni con VaR al 5%, anche qui Santander risulta non correlata al maggiore indice dei mercati azionari europei.

A questo punto, si vogliono riportare le caratteristiche delle venticinque banche a maggior capitalizzazione come fatto nel paragrafo precedente. Nella *Tabella 6* è stata inserita una ulteriore colonna raffigurante la variazione della capitalizzazione di mercato dal 30 Gennaio 2020 al 18 Marzo 2020.

	MARKET CAP 17/03/2020	VARIAZIONE MARKET CAP PERIODO 1 E 2	MEDIA	VARIANZA	DEV. STANDARD	LEVERAGE
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	€ 1.417,12	-48,48%	-4,59%	0,0101	0,1003	7,805
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	€ 1.286,25	-36,95%	-5,76%	0,0033	0,0574	16,4422
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	€ 597,56	-33,67%	-5,52%	0,0023	0,0482	14,7951
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	€ 20.300,38	-36,38%	-3,90%	0,0031	0,0561	15,5352
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	€ 1.697,30	-42,44%	-3,83%	0,0027	0,0516	13,3997
BANCO SANTANDER SA	€ 37.515,39	-38,84%	-3,77%	0,0034	0,0587	15,5921

BANK OF IRELAND GROUP PLC	€ 2.500,71	-49,50%	-3,71%	0,004	0,0629	13,6567
BANKINTER SA	€ 3.467,83	-35,07%	-3,40%	0,0029	0,0542	17,9953
BARCLAYS PLC	€ 17.741,57	-40,46%	-4,58%	0,0026	0,0514	23,2723
BNP PARIBAS	€ 39.656,11	-35,63%	-3,81%	0,0027	0,052	24,4955
COMMERZBANK AG	€ 4.270,54	-49,64%	-5,00%	0,005	0,0707	17,2997
DANSKE BANK A/S	€ 6.707,79	-32,20%	-3,26%	0,0016	0,0397	25,1531
DEUTSCHE BANK AG- REGISTERED	€ 11.102,71	-47,23%	-4,84%	0,003	0,0552	24,953
ERSTE GROUP BANK AG	€ 9.416,92	-34,40%	-3,82%	0,0015	0,039	17,959
EUROBANK ERGASIAS SERVICES	€ 1.568,23	-48,75%	-4,30%	0,0102	0,1012	9,8443
INTESA SANPAOLO	€ 27.217,12	-40,30%	-4,16%	0,0035	0,0588	16,2906
JYSKE BANK-REG	€ 14.347,45	-34,86%	-2,42%	0,0008	0,0275	20,7889
LLOYDS BANKING GROUP PLC	€ 26.684,75	-33,97%	-2,92%	0,0019	0,0436	-
MEDIOBANCA SPA	€ 4.594,02	-46,89%	-5,07%	0,0039	0,0624	7,9989
NATIXIS	€ 5.804,82	-52,51%	-6,57%	0,0043	0,0657	26,9803
NATWEST GROUP PLC	€ 15.806,74	-41,13%	-3,75%	0,0015	0,0388	19,6011
NORDEA BANK ABP	€ 2.203,18	-28,92%	-3,26%	0,0018	0,0428	18,8052
STANDARD CHARTERED PLC	€ 13.891,52	-31,92%	-3,02%	0,0026	0,0511	16,2078
SWEDBANK AB - A SHARES	€ 13.510,48	-19,08%	-2,48%	0,0024	0,0493	-
UNICREDIT SPA	€ 17.226,04	-38,69%	-4,93%	0,0031	0,0561	15,742

Tabella 6

Nell'ultima tabella di questo paragrafo, risulta ancora più evidente la perdita di fiducia dei mercati nei confronti del settore bancario all'inizio della pandemia. Ricordando come l'arco temporale compreso in questa tabella varia dal 28/02/2020 al 18/03/2020, ovvero meno di venti giorni, le perdite di capitalizzazione sono state notevoli. Quasi tutte le banche italiane orbitano attorno ad una perdita di quasi il 40% in soli venti giorni. La banca che ha riscontrato una perdita maggiore della sua capitalizzazione di mercato è la francese Natixis, la quale in questo ristretto periodo perdeva di media di media 6,57% al giorno.

Ultima considerazione su quanto sia stato negativo questo periodo per le banche quotate europee risulta essere quella dell'aumento della deviazione standard delle distribuzioni dei rendimenti rispetto ai periodi precedenti. Si può difatti osservare come queste siano risultati maggiormente volatili durante questo arco temporale.

Nel prossimo paragrafo verranno illustrate le misure con le quali la Banca Centrale Europea ha provato a reagire alla pandemia.

3.3 Iniziative volte a sostenere il settore bancario durante la pandemia da parte della Banca Centrale Europea

Rimarcando la natura esogena del COVID-19 le istituzioni non hanno potuto impedire la sua diffusione. I suoi effetti sono risultati devastanti, oltre che dal punto di vista sanitario, anche dal punto di vista economico, ma avrebbero potuto essere ancora peggiori se non vi fosse stato l'intervento delle diverse banche centrali di tutto il mondo. Questo elaborato, si concentrerà però maggiormente sull'analisi su quanto accaduto in Europa, con riguardo alla situazione dell'Italia.

Quest'ultima, in particolare, è stata la prima nazione colpita ed anche quella che ha attuato più rapidamente misure pesanti per contenere la pandemia, soprattutto il "Lockdown", prevedendo un fermo quasi totale dell'economia per più di due mesi. Provando a quantificare le ripercussioni in termini generali dell'economia, i dati dell'ISTAT di dicembre 2020 hanno evidenziato un crollo del Prodotto Interno Lordo di -8,9% ³⁸ nel medesimo anno ed un crollo del maggior indice italiano, il FTSEMIB, del -36% ³⁹ nel mese che va dal 21 Febbraio 2020, giorno in cui è stato imposto il primo lockdown a Codogno. I dati non sono troppo differenti nel resto dell'Europa, con una caduta del P.I.L. pari al -7,8% in media nel continente, con il picco in Spagna del -12,4%.

Come evidenziato nei paragrafi precedenti, si è reso necessario l'intervento della Banca Centrale Europea guidata da Christine Lagarde, al fine di contrastare la pandemia, la quale ha dovuto adoperare misure straordinarie al fine di limitare i danni economici causati dal COVID-19.

Già prima della pandemia, la BCE disponeva di un programma volto a riportare l'equilibrio nel continente in seguito alle crisi che l'avevano colpito. È necessario, prima di proseguire nell'analisi, ricordare brevemente quali siano stati gli strumenti non convenzionali attuati dalla BCE nel corso della sua storia. In un quadro in cui gli strumenti convenzionali non si stavano rivelando efficaci per riportare l'Europa ai livelli precedenti alla crisi del 2007/2008, Mario Draghi, all'epoca presidente della BCE, introdusse nuovi strumenti volti ad invertire la tendenza pro-ciclica del settore bancario in fase di recessione, al fine di contrastare la crisi. Tra questi, in primo luogo, vi è l'*Emergency Liquidity Assistance* (ELA), la quale fu la prima misura attuata ed è

³⁸ www.istat.it

³⁹ www.borsaitaliana.it

uno strumento usato per fornire prestiti a banche in momentanea crisi di liquidità, sempre dietro ad un adeguato collateral. Nel marzo 2015, la BCE ha avviato un programma volto all'acquisto di attività detenute dalle banche commerciali mediante il *Quantitative Easing* (QE), con il fine di aumentare la massa monetaria e stimolare l'economia, sfruttando il meccanismo di trasmissione monetaria caratteristico delle banche.

Per fare ciò, la BCE ha attuato un programma volto all'acquisto dei titoli pubblici e privati, denominato *Asset Purchase Programme* (APP), all'interno del quale l'eurosistema si riproponeva di: acquistare obbligazioni bancarie garantite tramite il *Coverage Bond Purchase Programme* (CBPP); acquistare titoli emessi mediante la cartolarizzazione di prestiti bancari con l'*Asset-Backed Securities Purchase Programme* (ABSPP); l'acquisto di titoli di emissione pubblica appartenenti alle nazioni dell'Eurosistema con il *Public Sector Purchase Programme* (PSPP); ed, infine, l'acquisto di obbligazioni emesse da imprese appartenenti all'area euro mediante il *Corporate Sector Purchase Programme* (CSPP).

L'APP ha avuto importanti effetti sia sull'economia reale che su quella finanziaria, andando ad abbassare i tassi d'interesse. Le conseguenze di tale manovra, possono essere considerate positive per l'economia reale, poiché un abbassamento del tasso d'interesse muove al ribasso il tasso di cambio e permettendo ai paesi UE di aumentare gli scambi. Al tempo stesso, l'APP ha avuto un duplice effetto sul sistema finanziario: se da un lato, ha aumentato la solvibilità delle banche commerciali e ribadito la loro centralità nel meccanismo di trasmissione monetaria, dall'altro ne ha ridotto la profittabilità. I livelli del margine di intermediazione, stando ad una analisi sul settore bancario riportata da KPMG⁴⁰, il margine di interesse delle banche europee si è ridotto del 33%. Una riduzione del margine d'interesse, oltre a portare le banche a ricercare vie alternative per aumentare la propria quota di profitti, rende il processo di creazione di liquidità da parte delle banche più complesso. Ultima misura introdotta da Draghi ed utilizzata fino a marzo del 2017, sono le *Targeted Long-Term Refinancing Operation* (TLTRO), strumento di finanziamento non convenzionale dedicato alle banche europee attivabile tramite un meccanismo ad asta. La quota di finanziamento che può essere richiesta dalle banche con questo strumento, è ponderato in base ai finanziamenti concessi dalla banca richiedente ad enti non finanziari. Tale manovra fu, infine, reintrodotta con alcune modifiche nel 2019.

In questa sezione, si è deciso di dare una visione generale di quali siano state le ripercussioni economiche della pandemia e di come in passato, di fronte ad una crisi, si sia mossa l'Unione Europea tramite la BCE. Nel prossimo paragrafo, si entrerà invece nello specifico sulle principali contromosse usata sottoposta alla guida di Christine Lagarde, ovvero il *Pandemic European Purchase Programme* (PEPP).

⁴⁰ La torre G., Cicioni G. (2020), "Trend e prospettive del settore bancario in Italia", KPMG S.p.A.

3.3.1 Definizione ed elementi costitutivi del PELTROs e del PEPP

Le pressioni da parte dei governi, la necessità di contrastare gli effetti negativi della pandemia e la volontà di proseguire sul percorso decisionale delineato da Mario Draghi, hanno portato alla più grande manovra monetaria espansiva della storia della Banca Centrale Europea, sotto la guida di Christine Lagarde. Tali misure hanno come scopo generale quello di garantire la liquidità al settore bancario, permettendo così di raggiungere due ulteriori finalità: l'efficacia del meccanismo di trasmissione monetaria e assicurare che i privati e le famiglie possano accedere al credito. Per fare ciò, il consiglio direttivo presieduto da Christine Lagarde, ha adottato due tipologie di misure diverse: le Pandemic Emergency Longer-Term Refinancing Operations (PELTROs) ed il Pandemic European Purchase Programme (PEPP). Entrambe le misure hanno come obiettivo quello di rafforzare gli strumenti non convenzionali già presenti per far fronte ad una situazione di specialità come la pandemia.

Le *Pandemic Emergency Longer-Term Refinancing Operations* sono state annunciate il 30 aprile 2020 e hanno come obiettivo quello di sostenere la liquidità delle banche all'interno dell'eurosistema. Queste nuove operazioni di rifinanziamento vanno ad aggiungersi alle già presenti TLTRO iniziate da Mario Draghi. La differenza sostanziale fra le PELTROs e le TLTRO risiede nel fatto che, mentre alle seconde si applica un tasso pari al tasso medio applicato ai depositi presso la banca centrale. Differenti sono le PELTROs, in cui il tasso di interesse è inferiore dello 0,25% a quello delle operazioni di rifinanziamento marginale ed i fondi erogati sono maggiori, rendendole maggiormente vantaggiose. Inoltre, la BCE ha offerto l'opportunità di ridurre ulteriormente il costo del finanziamento alle banche che aumenteranno la concessione dei propri prestiti verso famiglie e privati. Tali condizioni sono particolarmente vantaggiose per le banche europee: il prestito a medio-lungo termine ed il tasso ad esso applicato (considerando che l'attuale tasso di rifinanziamento marginale è pari allo 0,00%, il tasso delle PELTROs varia da -0,25% a -1,25%). Per permettere al maggior numero di banche di accedere a questa forma di finanziamento, la Banca Centrale Europea ha anche allargato i criteri delle attività da fornire come *collateral*.

Il *Pandemic European Purchase Programme* (PEPP) è una misura non convenzionale di politica monetaria iniziata dalla BCE il 18 Marzo 2020, volta a preservare il meccanismo di trasmissione monetaria all'interno dell'eurosistema. Il PEPP prevedeva inizialmente fondi pari a 750 miliardi di euro, i quali sono stati aumentati più volte nel corso dell'anno passato, raggiungendo a dicembre 2020 i 1850 miliardi di euro. Tale programma, si va ad aggiungere all'Asset Purchase Programme e, infatti, prevede la stessa tipologia di titoli acquistabili, compresi quelli inclusi all'interno del Corporate Sector Purchase Programme. Gli acquisti saranno effettuati dalle rispettive Banche Centrali Nazionali fino a quando non finirà la pandemia del COVID-19 o, almeno, la fine di Marzo 2022. Fino a quella data, tutti i prestiti restituiti verranno reinvestiti all'interno dello stesso programma fino alla fine del 2023. Ad oggi⁴¹, le banche centrali nazionali hanno acquistato attività dal valore

⁴¹I dati riportati sono del 14 Maggio 2021, presi da www.ecb.europa.eu/stats/html/index.it.html

di 1053 miliardi di euro, nei quali la quota maggiore di 893 miliardi sono in titoli di stato. L'Italia, attualmente, è la terza nazione per acquisti di titoli con 157 miliardi di euro.

Il solo annuncio del PEPP ha ridotto notevolmente il costo dei titoli di stato delle nazioni e, in quelle considerate maggiormente rischiose, la riduzione è da considerarsi maggiore in percentuale. Il PEPP, inoltre, acquistando titoli di stato o obbligazioni dalle banche commerciali, rende queste ultime più sicure, poiché in caso di mancanza di liquidità, o mediante il PEPP o tramite le PELTROs, la Banca Centrale Europea sarà sempre disposta ad acquistare titoli da queste. Il Pandemic Emergency Purchase Programme ha permesso alle banche di avere maggiore stabilità in termini di liquidità, permettendo loro di erogare prestiti a condizioni più agevoli per i propri clienti, riuscendo a limitare la formazione di una nuova quota di *Non Performing Loans* (NPL). Nonostante il settore privato abbia aumentato le aspettative, in seguito ad una grande espansione monetaria, la BCE ritiene che questa non supererà i limiti imposti del 2% annuo, restando al di sotto dell'1,5% nel 2021 e del 1.2% nel 2022.

3.3.2 Effetti del PEPP e delle PELTROs sulle grandi banche europee

Nel paragrafo precedente sono state illustrate con dettaglio le misure comprese all'interno del PEPP e delle PELTROs. In questa sezione, invece, si illustrerà quali effetti tali misure hanno avuto sulle capitalizzazioni di mercato, sul leverage e sulle distribuzioni dei rendimenti delle banche prese in esame attuando confronti, come già fatto nel paragrafo 3.2.2.

	MARKET CAP 30/06/2020	VARIAZIONE MARKET CAP PERIODO 2 E 3	MEDIA	VARIANZA	DEV. STANDARD	LEVERAGE
ALPHA SERVICES AND HOLDINGS	€ 1.021,93	-27,887%	-0,14%	0,0036	0,0603	8,1514
BANCA MONTE DEI PASCHI SIENA	€ 1.798,24	39,805%	0,65%	0,0014	0,0376	18,2909
BANCA POPOLARE DI SONDRIO	€ 762,14	27,542%	0,41%	0,0011	0,0335	15,6579
BANCO BILBAO VIZCAYA ARGENTA	€ 20.430,40	0,640%	0,12%	0,0020	0,0442	15,9906
BANCO COMERCIAL PORTUGUES-R	€ 1.617,20	-4,720%	-0,01%	0,0012	0,0346	13,6763
BANCO SANTANDER SA	€ 36.136,09	-3,677%	0,02%	0,0017	0,0411	17,4275
BANK OF IRELAND GROUP PLC	€ 1.968,85	-21,268%	-0,11%	0,0040	0,0632	13,4954
BANKINTER SA	€ 3.815,69	10,031%	0,19%	0,0016	0,0403	19,1162
BARCLAYS PLC	€ 19.842,30	11,841%	0,33%	0,0025	0,0502	24,6184
BNP PARIBAS	€ 44.205,38	11,472%	0,27%	0,0020	0,0451	26,4895
COMMERZBANK AG	€ 4.939,30	15,660%	0,39%	0,0021	0,0458	18,8139
DANSKE BANK A/S	€ 76.113,66	13,470%	0,21%	0,0010	0,0312	26,1554

DEUTSCHE BANK AG-REGISTERED	€ 17.509,70	57,707%	0,79%	0,0020	0,0451	26,0537
ERSTE GROUP BANK AG	€ 9.004,31	-4,382%	0,09%	0,0022	0,0472	18,5240
EUROBANKERGASIAS SERVICES A	€ 1.513,34	-3,500%	0,22%	0,0037	0,0606	11,0251
INTESA SANPAOLO	€ 29.829,57	9,599%	0,25%	0,0011	0,0328	16,5021
JYSKE BANK-REG	€ 15.084,21	5,135%	0,07%	0,0007	0,0270	20,8328
LLOYDS BANKING GROUP PLC	€ 22.060,11	-17,331%	-0,12%	0,0018	0,0424	-
MEDIOBANCA SPA	€ 5.669,42	23,409%	0,44%	0,0016	0,0399	8,0637
NATIXIS	€ 7.337,34	26,401%	0,55%	0,0059	0,0765	27,3769
NATWEST GROUP PLC	€ 14.744,06	-6,723%	0,06%	0,0020	0,0442	20,7695
NORDEA BANK ABP	€ 2.604,52	18,217%	0,24%	0,0010	0,0317	19,2558
STANDARD CHARTERED PLC	€ 13.890,36	-0,008%	0,13%	0,0014	0,0379	16,5385
SWEDBANK AB - A SHARES	€ 13.516,14	0,042%	0,10%	0,0010	0,0309	-
UNICREDIT SPA	€ 18.318,70	6,343%	0,27%	0,0016	0,0405	16,3644

Tabella 7

Come nella *Tabella 6*, anche in questa si è voluto fare un confronto con il periodo precedente. Si può notare subito come non tutte le banche abbiano seguito lo stesso andamento. Alcune, alla fine del periodo considerato, il 30 Giugno 2020, hanno continuato a realizzare perdite e a diminuire la propria capitalizzazione di mercato. Questo risultato è dovuto alla diversa evoluzione del Coronavirus all'interno delle singole nazioni europee ed al diverso impatto che hanno il PEPP e le PELTROs sulle differenti banche.

Si può notare come le banche italiane e quelle del centro Europa abbiano avuto la risalita maggiore, dovuta all'uscita dai rispettivi lockdown nazionali. La banca tedesca Deutsche Bank, al 30 Giugno 2020, è riuscita a recuperare buona parte della capitalizzazione di mercato perduta con lo scoppio della pandemia. Anche per le banche italiane vale un discorso simile oltre, ovviamente, alle misure precedentemente menzionate adottate dalla BCE. Difatti, il peso delle PEPP e delle PELTROs è individuabile nella componente del leverage, ultima colonna della *Tabella 7*. Confrontando i dati con la tabella precedente, risulta evidente come il leverage sia aumentato sensibilmente ed indistintamente in tutte le banche. Ciò è dovuto al più facile accesso ai finanziamenti tramite le PELTROs che hanno avuto le banche tramite le iniziative della Banca Centrale Europea.

L'annuncio del PEPP ha avuto due differenti effetti sulle banche. In primo luogo, ne ha aumentato la liquidità, rendendo più facile per le interessate liquidare i propri asset utilizzando il programma di acquisto titoli per l'emergenza pandemica. In secondo luogo, la maggiore liquidità ha aumentato la percezione di stabilità da parte degli investitori nei mercati azionari. Ciò ha notevolmente ridotto la volatilità dei prezzi delle azioni e, di conseguenza, delle complessive capitalizzazioni di mercato. Difatti, rispetto al periodo che precede

l'annuncio del Pandemic European Purchase Programme, la deviazione standard e la varianza è diminuita, mentre la media delle distribuzioni dei rendimenti non supera mai l'1%.

Ma, prima dell'estate dell'anno passato, non per tutte le banche del continente europeo la situazione è tornata verso la stabilità. Nei risultati prodotti all'interno della *Tabella 7*, le banche ad ottenere una peggiore performance sono quelle greche e quelle anglosassoni. Partendo dal caso della banca Alpha, si vuole sottolineare come nazione i tassi di contagio sanitario in Grecia non siano mai stati particolarmente elevati, e dunque lo shock economico non dipende solo dal Coronavirus. Ad aumentare il timore sui mercati per la banca greca è il rischio paese attribuito alla penisola ellenica in un momento globale di contrazione economica.

Le banche del Regno Unito, invece nell'arco temporale considerato, ovvero fino al 30 Giugno 2020, hanno pagato l'entrata tardiva nel lockdown. Difatti, alla data considerata, il Regno Unito era da poco uscito dal lockdown e, per questo, i rendimenti delle azioni delle banche nei mercati sono tornati a crescere solo dopo le altre banche europee. Se da una parte, dichiarandosi fuori dall'Unione Europea il Regno Unito non ha potuto utilizzare il PEPP e le PELTROs, dall'altra ha potuto usufruire di misure più mirate da parte della Bank of England. Infatti, quest'ultima ha anch'essa avviato un programma di acquisto titoli per 875 miliardi di sterline. Infine, va segnalato come nel 2021 l'Inghilterra sia stata la nazione a realizzare in maniera più efficace il suo piano vaccinale, iniziando a recuperare prima di altre nazioni europee le perdite economiche realizzate durante la pandemia.

Per concludere, risulta evidente come il PEPP e le PELTROs abbiano diminuito il rischio all'interno del mercato, tanto è vero che in un arco temporale di più di tre mesi, ovvero dall'annuncio del PEPP alla fine del periodo considerato, la variabile dummy ha fornito valore 1 per il 33% del totale considerato. Ricordando che, nel periodo delle tre settimane di scoppio della pandemia, tale valore era al 48%, vuol dire che la svolta monetaria imposta dalla BCE ha avuto i suoi effetti positivi. Seppur non immediate, le reazioni della Banca Centrale Europea nei confronti della pandemia si sono rivelate efficaci e, gli effetti di tali misure, continueranno anche per tutto il 2022, o almeno fino a quando la pandemia potrà dirsi conclusa.

CONCLUSIONI

L'elaborato ha seguito come filo logico quello di voler analizzare come la situazione del sistema bancario si sia evoluta nel corso della pandemia.

Per far ciò, si è reso necessario iniziare con una puntuale descrizione di cosa siano i rischi sistemici e soprattutto in che modo questi si possano diffondere nel sistema. Il fine del primo capitolo non è quello di illustrare misure legislative e regolatorie volte a limitare la diffusione dei rischi sistemici, ma quello di fornire gli strumenti per la comprensione del fenomeno dei rischi sistemici. L'interpretazione scelta per raggiungere tale fine è stata principalmente quella di Kaufmann, secondo cui "il rischio sistemico è la probabilità che la perdita cumulativa maturi da un evento che mette in moto una serie di successive perdite lungo la catena delle istituzioni o mercati comprendenti un sistema", nella quale il rischio sistemico è derivato da una componente esogena che cresce lentamente all'interno del sistema. Nel primo capitolo, oltre agli studi che sono diventati un pilastro quando si parla di rischi sistemici, si sono volute aggiungere nuove interpretazioni. Si è ampiamente discusso di cosa sia il contagio e lo spillover e quali siano le differenze fra di loro, si è andato a cercare quando e dove storicamente si possano essere ravvisati questi fenomeni. Si è parlato di quali siano i canali di trasmissione con i quali questo si diffonda nel sistema e della conseguenza peggiore che possono avere per il sistema bancario i rischi sistemici: i fenomeni di bank run.

Nel secondo capitolo dell'elaborato si sono forniti gli strumenti di base necessari per qualsiasi modello di calcolo del rischio sistemico. Tali strumenti forniti partono da quelli indispensabili per raccogliere dati ed ottenere una distribuzione da analizzare, come la regressione quantilica ed il bootstrap, fino a quelli utili per l'analisi della funzione stessa. Tutto ciò, attingendo dalla fonte primaria di chi li ha introdotti. Stesso discorso vale per il Value-at-Risk: utilizzato per la prima volta dalla JP Morgan, si è diffuso a macchia d'olio nelle unità di calcolo del rischio degli enti finanziari e è la sua impostazione teorica diventata la base di modelli di misurazione dei rischi sistemici. Di questi modelli, fra i tanti esistenti, si è deciso di mostrare quello ritenuto più valido, il CoVaR ideato da Adrien e Brunnermeier

L'ultimo capitolo è il cuore dell'elaborato. Esso contiene la misurazione numerica di come il sistema bancario europeo abbia reagito complessivamente durante la pandemia. Per far ciò, si sono analizzate tutte e 513 le banche quotate europee, anche se si sono riportate solo le 25 di maggiori dimensioni. Si è spiegato il modello utilizzato e si sono illustrati passo per passo tutte le evoluzioni del sistema bancario nel corso della pandemia. È stata attuata una ricerca dei valori di correlazione delle singole banche rispetto al sistema bancario europeo ed alle borse del continente mediante lo STOXX EUROPE 600. Sono state illustrate nel dettaglio le contromosse volte al sostegno del settore bancario da parte della Banca Centrale Europea e si è provato ad illustrarne l'efficacia, principalmente inquadrabili nel PEPP e nelle PELTROS

o o o

I rischi sistemici sono entrati prepotentemente all'interno della trattazione accademica e sono stati uno dei motivi scatenanti della crisi del 2007-2008. Visti i grandi effetti negativi che tali rischi avevano prodotto in passato, la preoccupazione delle istituzioni governative e delle autorità di vigilanza si è subito spostata sul riportare il settore bancario verso una maggiore stabilità. Si è empiricamente provato nel corso del terzo capitolo come sia aumentata nei periodi di stress la correlazione delle banche con l'intero sistema al cui interno sono inserite. Ciò dimostra come esista una componente che lega tutte le banche e le fa muovere insieme tanto nei periodi di espansione quanto in quelli di recessione, la quale è identificabile con il rischio sistemico.

Si è più volte accennato nel corso dell'elaborato alla pro-ciclicità del settore bancario. La pandemia ha inizialmente interrotto i circuiti del credito, i mercati finanziari hanno riconosciuto il maggiore rischio in tale settore ed hanno drasticamente abbassato la propria fiducia, facendo precipitare le capitalizzazioni di mercato di ciascuna banca presa in analisi. L'intervento della Banca Centrale Europea si è reso perciò obbligatorio con due fini diversi: da una parte, agevolare l'accessione al credito, dall'altra garantire le condizioni di liquidità necessarie nello svolgimento dell'attività bancaria. La BCE ha realizzato tutto questo mediante il Pandemic European Purchase Programme e le Pandemic Emergency Longer-Term Refinancing Operations.

Esce un tema molto importante da questa pandemia: per la prima volta la forte presenza dell'Europa per cercare di riportare le economie nazionali alla condizione di stabilità. Per quanto si renderà necessario l'intervento incondizionato della BCE all'interno del sistema bancario? Ed in che misura? Sono tutti interrogativi posti dal COVID-19 ai quali sarà necessario trovare una risposta in futuro.

RINGRAZIAMENTI

Al termine del mio primo elaborato che segna la conclusione di un percorso durato tre anni, ma allo stesso tempo, l'inizio di un altro ancora più stimolante come la laurea magistrale, desidero ringraziare innanzitutto il prof. *Daniele Previtali* per avermi concesso la possibilità di presentare il mio elaborato con la sua cattedra e per avermi aiutato nella concettualizzazione iniziale dello stesso. Un ringraziamento particolare va al dott. *Luca Bellardini*, per la sua grande disponibilità, talvolta infinita pazienza, ma sempre con la grande sincerità che lo contraddistingue. Ho il piacere di ringraziare il prof. *Nicola Borri* per aver messo a mia disposizione la sua grande conoscenza, si è rivelato una figura essenziale nella modellizzazione del terzo capitolo. Infine, approfitto per l'occasione per ringraziare anche la prof.ssa *Paola Fersini* per avermi aiutato con molta gentilezza e disponibilità nella comprensione del modello CoVaR.

BIBLIOGRAFIA

Adrian, T., Brunnermeier, M. (2011), “CoVaR”, Federal Reserve Bank of New York.

Aghion P., et. al. (2001), “Currency Crises and Monetary Policy in an Economy with Credit Constraints”, European Economic Review.

Aharony J., et. al. (1986), “The effects of a shift in monetary policy regime on the profitability and risk of commercial banks”, Journal of Monetary Economics.

Aharony, J., Swary, I. (1996), “Additional evidence of the information-based contagion effects of bank failures”, Journal of banking and finance.

Akerlof, G., (1978), “The market for “lemons”: quality uncertainty and the market mechanism; Uncertainty in Economics”, Elsevier.

Albert, R. et. al. (2004), “Structural vulnerability of the North American power grid”, Phys. Rev

Allen F., Carletti E. (2013), “Systemic risk from real estate and macro-prudential regulation”, Journal of Banking, Accounting and Finance.

Allen F., Gale D. (2000), “Financial Contagion”, Journal of Political Economy,

Bartholomew, P.F, Whalen, G.W. (1995) “Fundamentals of Systemic Risk, in Banking, Financial Markets and Systemic Risk”, Modern Economy.

Borio, C., Drehmann, M. (2009); “Assessing the risk of banking crises-revisited, in «BIS Quarterly Review»”, Deutsches Institut für Entwicklungspolitik.

Borri, N., di Giorgio, G. (2021), “Systemic risk and the COVID challenge in the european banking sector”, Journal of Banking & Finance.

Brunnermeier, M. (2001) “Asset pricing under asymmetric information: bubbles, crashes, technical analysis and herding”, Oxford University Press.

Calomiris, C.W., Gorton, G. (1991), “The Origins of Banking Panics: Models, Facts, and Bank Regulation”, Financial Markets and Financial Crises.

Chen, Y. (1999), “Banking Panics: The Role of the First–Come, First– Served Rule and Information Externalities”, Journal of Political Economy.

Comitato di Basilea per la vigilanza bancaria (2010), Basilea 3 – Schema di regolamentazione internazionale per il rafforzamento delle banche e dei sistemi bancari.

Davidson, R., Flachaire, E. (2008), “The wild bootstrap, tamed at last”, Journal of Economy.

De Brandt, O., Hartmann, P. (2000), "Systemic Risk: a Survey", European Central Bank.

De Carlo, L.T. (1997), "On the meaning and use of kurtosis", Psychological Methods.

De Nicolò, G. et. al. (2012) "Externalities and Macroprudential Policy". International Monetary Fund.

Demirgüç-Kunt, A. et. al. (2020) "Which Firms Benefit from Corporate QE during the COVID-19 Crisis? the Case of the ECB's Pandemic Emergency Purchase Program", Center Discussion Paper Series.

Di Clemente, A., De Titta, Y. (2016), "Stabilità finanziaria e rischio sistemico", Aracne editrice.

Diamond, D.W., Dybvig, P.H. (1983), "Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity", Journal of Financial Economy.

Efron, B. (1979), "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", The Annals of Statistics.

Forbes, K. (2012), "The Big C: identifying contagion, Technical Report", National Bureau of Economic Research.

Freixas, X., et al. (2000), "Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank." Journal of Money.

Gai, P. et. al. (2011), "Complexity, concentration and contagion", "Journal of Monetary Economics".

Haldane, A. (2009), "Rethinking the financial network", Bank of England, Speech delivered at the Financial Student Association.

Jacob Kleinow, et. al. (2017), "Measuring systemic risk: A comparison of alternative market-based approaches", Finance Research Letters.

Joanes, D. N. e Gill C. A., (1998), "Comparing measures of sample skewness and kurtosis", Journal of the Royal Statistical Society.

Jorion, P. (2006), "Value at Risk," McGraw-Hill.

Karolyi, Andrew G. (2003), "Does International Finance Contagion Really Exist?", International Finance.

Kaufman, G., Scott, K., (2003), "What Is Systemic Risk, and Do Bank Regulators Retard or Contribute to It?", The Independent Review.

Kaufman, G.G., (1996), "Bank Failures, Systemic Risk, And Bank Regulation", Cato Journal.

Kaufman, G. (1994), "Bank contagion: a review of theory and evidence", Journal of Financial Services Research.

Kindleberger, C. e Aliber, R. (2005), "Manias, panics and crashes", Hoboken Wiley Sons.

Kireyev, A., Leonidov, A. (2015), “Network effects of international shocks and spillovers”, International Monetary Fund.

Koenker, R., Bassett G. (1978), “Regression quantiles”, *Econometrica*.

Kupiec, P., Nickerson D., (2002), “Assessing Systemic Risk Exposure from Banks and Housing GSEs under Alternative Approaches to Risk-based Capital Regulation.”, Colorado State University.

Kupiec, P. (2002), “Stress-testing in a Value at Risk Framework,”, *Risk Management: Value at Risk and Beyond*.

Manganelli, S., Engle, R. (2001), “Value at Risk models in Finance”, European Central Bank.

Minsky, H. P. (1992), “The Financial Instability Hypothesis”, Levy Economics Institute of Bard College.

Morgan, J. P. (2004), “Emerging Markets External Debt as an Asset Class.”, JP Morgan.

Mottura, P. (2012), “La banca di credito e di deposito. La stabilità monetaria e le ragioni di una regolamentazione speciale”, *Bancaria*.

Onado M., (2010), “La supervisione finanziaria europea dopo il Rapporto de Larosière: siamo sulla strada giusta?”, *Bancaria*.

Paul T. von Hippel, (2005), “Mean, Median, and Skew: Correcting a Textbook Rule”, *Journal of Statistics Education*.

Pearson, K. (1895), “Notes on Regression and Inheritance in the Case of Two Parents Proceedings”, Royal Society of London.

Rao, C. R. (1973), “Linear Statistical Inference and Its Applications”, John Wiley and Sons.

Rigobón, R. (2019), “Contagion, Spillover, and Interdependence.”, *Economía*.

Rochet, J.C. and Tirole, J. (1996), “Interbank lending and systemic risk”, *Journal of Money Credit and Banking*.

SITOGRAFIA

www.bancaditalia.it/pubblicazioni/bollettino-economico/2020-3/boleco-3-2020

www.ecb.europa.eu/mopo/implement/pepp/html/index.en.html

www.bancaditalia.it/compiti/polmon-garanzie/pspp/index.html

www.msci.com/documents/10199/5915b101-4206-4ba0-ae2-3449d5c7e95a