



DIPARTIMENTO DI ECONOMIA E FINANZA

CORSO DI LAUREA: BANCHE E INTERMEDIARI FINANZIARI

**Rischio Sistemico e Contagio Bancario: Approcci
Quantitativi Basati su ΔCoVaR e Modelli Copula**

Borri Nicola

Relatore

Carlini Federico

Correlatore

Alessandro Avella

Candidato

Matricola: 783131

Anno Accademico 2024-2025

Alla mia famiglia, per il supporto costante e l'amore incondizionato.
Alle persone che mi sono state vicino, sostenendomi nei momenti più importanti.
A me stesso, con l'augurio di mantenere sempre viva la passione per i miei sogni e la
determinazione necessaria per trasformarli in realtà.

Indice

Introduzione	1
1 Fondamenti del Rischio Sistemico	4
1.1 Importanza della Stabilità Bancaria	4
1.1.1 Il Mercato Interbancario e Il Rischio Sistemico	6
1.1.2 Quantificazione Del Rischio Sistemico	7
1.1.3 La Tendenza Di Diffusione Delle Crisi: Il Caso Del 2008	11
1.1.4 Interdipendenza tra Rischio Sistemico e Rischi Finanziari	13
1.1.5 Fattori che Contribuiscono al Rischio Sistemico	15
1.2 Ruolo e Obiettivi della Regolamentazione Bancaria	18
1.2.1 Regolamentazione e Assicurazione sui Depositi	21
1.2.2 La Rivoluzione Macroprudenziale	23
1.2.3 Basilea III e Rischio Sistemico: Struttura, Leve e Miglioramenti	26
2 Contagio Bancario: Meccanismi di Propagazione del Rischio	29
2.1 Dipendenza da Stress tra le Banche e Stabilità del Sistema Bancario	31
2.2 Esternalità, Effetti Spillover e Impatto Sistemico	33
2.3 La Modellizzazione delle Reti Finanziarie	35
2.3.1 La Diffusione del Contagio	40
2.3.2 La Funzione Generatrice	41
2.3.3 Caso Poisson	41
2.3.4 Simulazioni Rete e Contagio Bancario	44
3 Metodologie di Misurazione del Rischio Sistemico	48
3.1 Indicatori di Rischio Sistemico	49
3.1.1 Indicatori Time-Varying di Rischio Sistemico	50
3.2 Misure del Rischio Sistemico	55

3.2.1	Value at Risk (VaR) e Expected Shortfall (ES)	56
3.2.2	Implementazione del Value at Risk individuale	58
3.2.3	Conditional Value at Risk (CoVaR)	59
3.2.4	Implementazione Conditional Value at Risk (CoVaR)	61
3.2.5	Marginal Expected Shortfall (MES)	63
3.2.6	Implementazione Marginal Expected Shortfall (MES)	65
3.2.7	Systemic Risk Index (SRISK)	66
3.2.8	Implementazione Systemic Risk Index (SRISK)	67
3.3	Il ΔCoVaR Come Misura Del Contributo Sistemico	69
3.3.1	Vantaggi e Limiti dell'Approccio CoVaR– ΔCoVaR	72
3.4	Modelli Copula Per La Dipendenza Tra Istituzioni Finanziarie	73
3.4.1	Pair-Copula Construction (PCC) e R-vine	74
3.4.2	Vantaggi Rispetto alle Correlazioni Lineari	76
4	Costruzione e Implementazione dei Modelli ΔCoVaR	77
4.1	Raccolta e Selezione dei Dati	77
4.2	Analisi Descrittiva dei Contributi ΔCoVaR	82
4.2.1	Interpretazione Empirica dei Risultati	88
4.2.2	Modello Multivariato Dinamico per il ΔCoVaR	90
4.2.3	Modello Multivariato Statico per il ΔCoVaR	96
4.2.4	Confronto tra Modello Statico e Modello Dinamico	103
4.2.5	Analisi Teorica del Contagio e Velocità di Propagazione	105
5	Modelli Copula per la Dipendenza tra Istituzioni Finanziarie	115
5.1	Fondamenti e Fitting delle Copule	116
5.1.1	Procedura di Fitting delle Copula	118
5.1.2	Analisi Copula tra Indicatori Bancari	119
5.1.3	Copule Gaussiane e Default Correlation	123
5.2	Aggregazione Del Rischio Tramite Copule	136
5.2.1	Generazione delle Perdite Marginali e Stima del Rischio Sistemico	137
6	Analisi delle Implicazioni di Policy	150
6.1	Miglioramento della Supervisione e del Monitoraggio	153
6.1.1	Ruolo dei Buffer Anticiclici e Sistemici	154

6.1.2	Gestione della Leva Finanziaria e dell'Interconnessione Bancaria	156
6.1.3	Il Ruolo della BCE e del PEPP nella Mitigazione del Contagio	158
6.2	Soluzioni e Prospettive di Ricerca Futura	159
6.2.1	Estensione dell'Analisi a Istituzioni non Bancarie	161
	Conclusioni	162
	Appendice	165
	Bibliografia	182

Abstract

Questo studio analizza il contributo delle principali banche europee quotate alla propagazione del rischio sistemico, applicando la metodologia CoVaR (Conditional Value at Risk), introdotta da Tobias Adrian e Markus K. Brunnermeier¹ nel 2011, che estende il VaR per catturare le interdipendenze tra istituzioni finanziarie. In particolare, faccio uso del Δ CoVaR per quantificare l'impatto sistemico di una singola banca, mentre per catturare le dipendenze non lineari tra istituzioni finanziarie ricorro ai modelli copula. L'analisi si fonda su dati ventennali e prende in considerazione tre crisi di particolare rilievo: la crisi dei Subprime (2007–2009), originata dal crollo del mercato immobiliare statunitense; la crisi del debito sovrano europeo (2010–2012), legata alla fragilità dei conti pubblici di diversi Paesi membri; e la crisi da Covid-19 (2020), determinata dall'impatto economico della pandemia globale. Per ciascun periodo, si quantifica il contributo di ogni banca al rischio sistemico, considerando variabili come capitalizzazione di mercato, leva finanziaria e qualità del portafoglio crediti, con un focus sugli NPL (Non-Performing Loans). I risultati mostrano che tutte le banche contribuiscono all'instabilità sistemica, con un impatto maggiore per le istituzioni di grandi dimensioni e una correlazione significativa tra NPL elevati e rischio sistemico. Un focus è dedicato alla crisi del Covid-19, che ha messo in evidenza il legame tra stabilità bancaria e rischio sovrano. In questo contesto, l'intervento della BCE con il *Pandemic Emergency Purchase Programme* (PEPP) è stato cruciale per ridurre le tensioni sui mercati e mitigare il rischio di frammentazione nell'Eurozona. L'analisi conferma il ruolo delle politiche macroprudenziali nella mitigazione del rischio sistemico e mostra come l'approccio CoVaR- Δ CoVaR, integrato con modelli copula, sia un valido strumento di monitoraggio delle vulnerabilità finanziarie. L'integrazione di queste metodologie consente di cogliere relazioni lineari e non lineari tra istituzioni, offrendo una visione più completa delle dinamiche di contagio. I risultati suggeriscono indicazioni utili per rafforzare la stabilità finanziaria e gestire le interdipendenze bancarie a livello sovranazionale, con un focus sul contagio e sui meccanismi di propagazione del rischio.

¹Tobias Adrian & Markus K. Brunnermeier, *CoVaR*, American Economic Review, 2016, vol. 106(7), pp. 1705-1741.

Introduzione

Negli ultimi decenni, il rischio sistemico è diventato un tema centrale nel dibattito economico e finanziario, suscitando un crescente interesse tra studiosi, regolatori e operatori del settore. La crisi finanziaria globale del 2007-2008 ha evidenziato come il fallimento di singoli istituti bancari possa avere effetti a catena su tutto il sistema finanziario, minando la stabilità economica globale. Successivamente, la crisi del debito sovrano europeo (2009-2012) e la pandemia di Covid-19 (2020) hanno ulteriormente mostrato come le interconnessioni tra banche e altri intermediari finanziari possano amplificare gli shock, generando crisi di fiducia, panico sui mercati e una drastica riduzione della liquidità disponibile. Alla luce di queste esperienze, la misurazione del rischio sistemico e la comprensione delle dinamiche del contagio finanziario sono diventate priorità fondamentali per i policymaker e le istituzioni di regolamentazione finanziaria. Il concetto di rischio sistemico può essere definito come la possibilità che il fallimento di un'istituzione finanziaria di rilevanza sistemica si propaghi all'intero sistema, generando un deterioramento della fiducia, un effetto domino sui mercati e, in ultima istanza, una crisi economica generalizzata. Questo fenomeno è particolarmente critico nel settore bancario, che svolge un ruolo essenziale nella trasmissione del credito all'economia reale. In un contesto in cui il sistema finanziario è sempre più interconnesso, la vulnerabilità a shock sistemici è aumentata significativamente, rendendo necessario sviluppare strumenti di analisi e monitoraggio più sofisticati. L'importanza di misurare il rischio sistemico e di individuare le istituzioni finanziarie più esposte è diventata evidente con la crisi del 2008, quando la caduta di Lehman Brothers ha innescato una crisi globale senza precedenti. La fragilità strutturale di molte banche, il loro elevato livello di leva finanziaria e l'interconnessione con i mercati finanziari hanno reso il sistema bancario particolarmente vulnerabile a shock improvvisi. In risposta a queste problematiche, le autorità di regolamentazione hanno adottato nuove misure macroprudenziali, tra cui requisiti patrimoniali più stringenti (Basilea III),

stress test periodici e la designazione di istituzioni finanziarie di importanza sistemica (SIFIs). Tuttavia, nonostante questi interventi, il rischio sistemico rimane una delle principali sfide della regolamentazione finanziaria. La letteratura accademica ha sviluppato diverse metodologie per misurare il rischio sistemico, basate su indicatori di mercato, dati di bilancio e modelli di dipendenza statistica tra istituzioni finanziarie. Tra le misure più utilizzate vi sono il *Conditional Value-at-Risk* (*CoVaR*) di Adrian e Brunnermeier (2016), il *Marginal Expected Shortfall* (MES) di Acharya et al. (2017) e lo *SRISK* di Brownlees e Engle (2017). Il *CoVaR*, in particolare, consente di stimare l'impatto che una specifica banca ha sul rischio complessivo del sistema, misurando la variazione del VaR dell'intero settore bancario in caso di stress di una singola istituzione. Questa ricerca si propone di approfondire la misurazione del rischio sistemico nel settore bancario europeo e internazionale attraverso l'utilizzo del $\Delta CoVaR$, strumento che consente di quantificare il contributo marginale di ciascuna banca alla vulnerabilità complessiva del sistema finanziario. L'analisi sarà arricchita dall'impiego di modelli copula, utili a cogliere le relazioni di dipendenza non lineare tra i rendimenti delle principali istituzioni, in particolare nei periodi di instabilità. Il lavoro seguirà un approccio progressivo: inizialmente verranno raccolti e organizzati i dati di mercato e di bilancio relativi alle maggiori banche europee, selezionando un campione rappresentativo per dimensione, rilevanza sistemica e disponibilità storica delle informazioni. Successivamente, si procederà al calcolo del $\Delta CoVaR$ per misurare l'evoluzione nel tempo del contributo di ciascun intermediario al rischio complessivo. Parallelamente, i modelli copula permetteranno di analizzare in profondità le interconnessioni e le dinamiche di contagio, individuando eventuali concentrazioni di rischio. Infine, i risultati ottenuti saranno interpretati alla luce dei principali fattori di mercato e di struttura finanziaria, per valutare l'efficacia delle misure regolamentari vigenti e fornire indicazioni utili a rafforzare la stabilità del sistema. L'analisi empirica adotta un approccio quantitativo integrato, fondato sulla combinazione di dati di mercato e informazioni di bilancio relative alle principali banche internazionali. La fase preliminare del lavoro consiste nella raccolta e nell'armonizzazione di serie storiche relative a rendimenti azionari, indicatori di bilancio e misure di rischio, con l'obiettivo di costruire un database coerente e privo di discontinuità informative. A partire da questa base dati, verrà stimato il $\Delta CoVaR$ secondo l'impostazione di Adrian e Brunnermeier (2016), così da quantificare, per ciascun intermediario, il contributo marginale al rischio complessivo del sistema e la sua evoluzione nel tempo. Parallelamente, l'analisi si avvarrà di modelli

copula per indagare le interconnessioni tra istituzioni e misurare la probabilità di perdite estreme simultanee (tail dependence), fenomeno particolarmente rilevante nelle fasi di crisi. I risultati di queste stime saranno successivamente impiegati in regressioni panel volte a individuare i principali fattori in grado di spiegare le differenze nell'esposizione sistemica tra banche, includendo variabili di mercato, di struttura e di solidità patrimoniale. Infine, l'efficacia del $\Delta CoVaR$ verrà valutata attraverso un confronto con altre misure consolidate di rischio sistemico, quali il Marginal Expected Shortfall (MES) e lo SRISK, al fine di evidenziare vantaggi, limiti e complementarità degli strumenti utilizzati.

Capitolo 1

Fondamenti del Rischio Sistemico

1.1 Importanza della Stabilità Bancaria

La regolamentazione bancaria rappresenta un pilastro fondamentale per la stabilità e l'integrità del sistema finanziario, garantendo che gli istituti di credito mantengano un adeguato livello di capitale in proporzione ai rischi assunti. L'obiettivo primario delle normative bancarie è ridurre la probabilità di insolvenza delle banche e contenere le ripercussioni di eventuali crisi finanziarie, promuovendo la fiducia degli investitori, dei risparmiatori e delle imprese nel settore bancario. In assenza di regolamentazione, si potrebbe sostenere che le banche sarebbero naturalmente incentivate a gestire i rischi in modo prudente al fine di preservare la propria solidità. Tuttavia, l'analisi empirica e le crisi finanziarie del passato hanno dimostrato che la regolamentazione ha avuto un ruolo determinante nel rafforzamento del capitale bancario e nella mitigazione dei rischi sistemici. La teoria dell'azzardo morale spiega come, in assenza di vincoli normativi, le banche potrebbero essere incentivate ad assumere comportamenti opportunistici, incrementando il livello di rischio a fronte della possibilità di salvataggi governativi in caso di difficoltà. Uno degli strumenti principali della regolamentazione bancaria è costituito dai programmi di assicurazione sui depositi, istituiti per proteggere i risparmiatori dal rischio di fallimento delle banche. Sebbene questa misura sia essenziale per prevenire corse agli sportelli (banks runs¹), può anche generare effetti perversi, incentivando comportamenti meno prudenti da parte degli istituti di credito. Il problema dell'azzardo morale si manifesta

¹Fenomeno di corse agli sportelli, in cui un numero elevato di depositanti ritira simultaneamente i propri risparmi per timore di insolvenza della banca.

quando le banche, consapevoli di poter contare su un'assicurazione implicita o esplicita, adottano strategie ad alto rischio senza considerare pienamente le conseguenze di lungo termine. Per questo motivo, le assicurazioni sui depositi devono essere accompagnate da rigidi requisiti patrimoniali e da meccanismi di supervisione stringenti, come previsto dagli Accordi di Basilea, che stabiliscono standard internazionali per la gestione del rischio di credito, di mercato e di liquidità. Un ulteriore elemento chiave della regolamentazione bancaria è la gestione del rischio sistemico. Il rischio sistemico si riferisce infatti alla possibilità che il fallimento di un singolo istituto finanziario possa generare un effetto domino, causando instabilità nell'intero sistema economico. Le interconnessioni tra le banche, attraverso operazioni di finanziamento interbancario, derivati e altri strumenti finanziari, amplificano la possibilità di contagio. Secondo la teoria del contagio finanziario, una crisi che colpisce un'importante istituzione bancaria può rapidamente diffondersi ad altri attori del mercato, aggravando la fragilità del sistema. Eventi storici come i fallimenti di Drexel nel 1990, Barings nel 1995 e, in particolare, Lehman Brothers nel 2008² hanno evidenziato l'importanza di una regolamentazione efficace per contenere gli effetti negativi del rischio sistemico. Durante la crisi finanziaria del 2007-2008, numerose istituzioni bancarie furono salvate con interventi governativi per evitare una crisi globale, mentre la decisione di non salvare Lehman Brothers portò a un crollo della fiducia nel sistema bancario e a una grave crisi di liquidità. Questo evento ha dato impulso a una revisione della regolamentazione finanziaria, con l'introduzione del Dodd-Frank Act³ negli Stati Uniti e un rafforzamento delle normative a livello internazionale. La regolamentazione bancaria, tuttavia, deve trovare un equilibrio tra stabilità finanziaria ed efficienza del mercato. Un eccesso di regolamentazione può ridurre la competitività degli istituti bancari, limitare l'innovazione finanziaria e incrementare i costi di conformità. D'altro canto, una regolamentazione eccessivamente lassista può favorire l'accumulo di rischi insostenibili, come dimostrato dalla crisi dei mutui subprime. Gli attuali framework normativi, come Basilea III e le direttive europee sulla vigilanza bancaria, mirano a stabilire un giusto compromesso tra disciplina di mercato e tutela della stabilità finanziaria. In sintesi, la regolamentazione bancaria è essenziale per la stabilità finanziaria: assicura capitale adeguato, limita il rischio sistemico e promuove una sana gestione dei rischi senza frenare la crescita.

²Drexel fallì per lo scandalo dei junk bonds; Barings per le operazioni speculative di Leeson; Lehman per l'esposizione ai mutui subprime.

³Riforma statunitense del 2010 che rafforza la regolamentazione finanziaria dopo la crisi del 2008, con misure su vigilanza, trasparenza e gestione delle crisi bancarie.

1.1.1 Il Mercato Interbancario e Il Rischio Sistemico

Il mercato interbancario è la porzione della rete finanziaria in cui le banche si scambiano fondi a breve termine, assumendo posizioni di credito e debito reciproche per riequilibrare i fabbisogni di cassa. Questo circuito è un nodo essenziale della trasmissione della politica monetaria, poiché i tassi che vi si formano riflettono le condizioni di liquidità e si propagano al costo del denaro per famiglie e imprese. Attraverso operazioni non garantite e garantite da collateral, incluse le *repo*, gli intermediari compensano scostamenti temporanei tra entrate e uscite e riducono l'attrito nella gestione di tesoreria. Le stesse interconnessioni che consentono mutua assicurazione sono anche canali di propagazione degli shock, perché quando il mercato non funziona in modo ordinato emergono ritiri di liquidità, ampliamento dei premi per il rischio, vendite forzate di attività e deterioramento della fiducia, con la possibilità che la difficoltà di una banca si trasmetta lungo i legami della rete e oltre il perimetro bancario. Diventa perciò centrale analizzare la struttura della rete, la centralità degli attori, la concentrazione delle esposizioni e l'eventuale configurazione *core-periphery*⁴, considerando che requisiti di capitale e di liquidità, gestione del collateral e *haircut* applicati influenzano incentivi, profondità del mercato e velocità di propagazione dello stress.

In questa prospettiva il rischio sistemico riguarda la stabilità dell'intero meccanismo finanziario e si distingue dai rischi delle singole istituzioni, si manifesta quando uno shock, interno o esterno, attraversa molteplici canali di interdipendenza e produce effetti che travalicano le singole entità, compromettendo il funzionamento dei mercati e l'erogazione del credito all'economia reale. La dinamica tipica comprende un evento scatenante, la propagazione lungo collegamenti diretti e indiretti e un impatto macroeconomico rilevante con contrazione della liquidità, aumento del costo del capitale, elevata volatilità e razionamento del credito. I canali di contagio includono esposizioni bilaterali non garantite, spirali di margini e vendite da *fire sale*⁵ nelle operazioni garantite, meccanismi informativi che alimentano corse alla liquidità e regole di *mark-to-market* che trasformano le perdite di alcuni in vincoli patrimoniali per molti. La topologia della rete condiziona l'ampiezza dello shock, poiché in sistemi molto concentrati la difficoltà di un nodo cen-

⁴Struttura di rete in cui pochi nodi centrali (*core*) sono fortemente connessi tra loro e con nodi periferici meno interconnessi (*periphery*).

⁵Vendita forzata di attività a prezzi fortemente ribassati, tipica in situazioni di crisi di liquidità.

trale ha conseguenze diffuse, mentre in reti frammentate la propagazione può essere più lenta ma più difficile da tracciare. Una definizione operativa utile è la seguente: rischio sistemico è la possibilità che uno shock economico o finanziario, originato dal fallimento di un'istituzione o di un mercato o da un improvviso calo di fiducia, inneschi una catena di perdite o di insolvenze attraverso i collegamenti del sistema, con aumento del costo del capitale o riduzione della sua disponibilità e con marcata instabilità dei prezzi. Tale definizione mette in risalto l'elemento di propagazione, la rilevanza delle interdipendenze e le conseguenze macroeconomiche e costituisce la base concettuale per l'analisi delle reti interbancarie e per la progettazione di politiche di prevenzione e gestione dello stress, che includono buffer di capitale e liquidità, infrastrutture di mercato robuste, strumenti di sostegno d'emergenza e un monitoraggio macroprudenziale attento a dimensione, interconnessione e sostituibilità degli intermediari, nonché alla qualità e disponibilità del collateral nelle fasi di tensione.

1.1.2 Quantificazione Del Rischio Sistemico

Quantificare il rischio sistemico è essenziale per valutare la robustezza del sistema finanziario, perché consente di stimare con metodo la probabilità e la severità di eventi rari ma di grande impatto capaci di compromettere la funzionalità dei mercati e la capacità delle banche di erogare credito. L'elevata interdipendenza tra intermediari rende inadatti gli approcci puramente micro: occorre un impianto quantitativo che ricostruisca i legami di rete, segua la propagazione degli shock e tenga conto delle retroazioni tra perdite, liquidità e capitale. In questa logica si colloca il *Risk Assessment Model for Systemic Institutions* (RAMSI), sviluppato per misurare vulnerabilità sistemiche attraverso simulazioni coerenti con i bilanci bancari e con lo stato del ciclo macrofinanziario. Il modello rappresenta il sistema come una rete di nodi con esposizioni bilaterali e attività negoziate su mercati con liquidità finita; a ogni periodo viene applicato uno shock macroeconomico che modifica profitti, perdite attese e inattese, valore degli attivi e condizioni di raccolta. Le banche reagiscono adeguando portafogli, prezzi e politiche di erogazione, e tali aggiustamenti incidono sul capitale regolamentare e sulla disponibilità di finanziamento, innescando un circuito di feedback che può amplificare o attenuare la perturbazione iniziale.

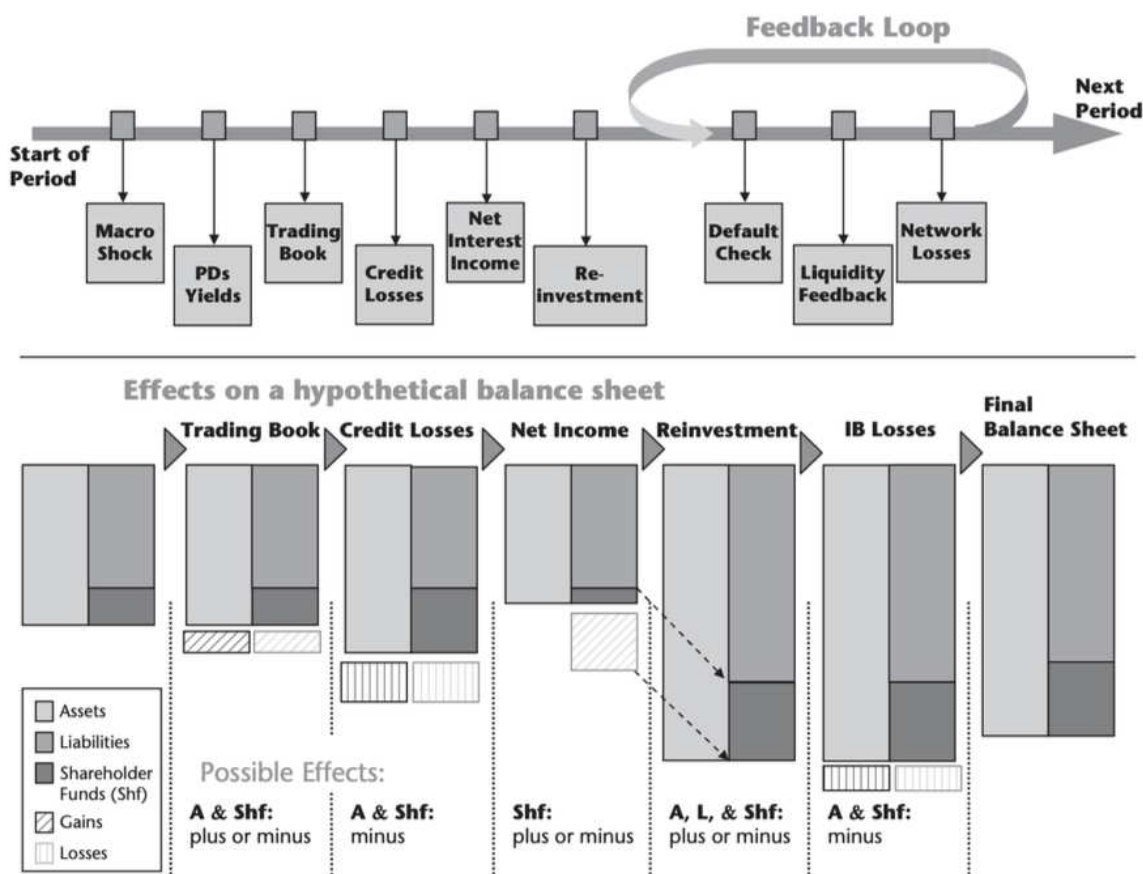


Figura 1.1: RAMSI: sequenza di shock e risposte nel periodo e relativi effetti su un bilancio ipotetico, con ciclo di feedback verso il periodo successivo.

Come mostrato in figura 1.1, uno shock macroeconomico modifica probabilità di insolvenza, rendimenti e prezzi degli attivi. Il portafoglio di negoziazione subisce variazioni di fair value, mentre il margine di interesse si restringe o si amplia in funzione di tassi e scadenze. Nel conto economico emergono perdite su crediti e strumenti di trading che, a fine periodo, incidono sul capitale disponibile. Se l'erosione patrimoniale oltrepassa soglie critiche, la banca fallisce e trasferisce le perdite ai creditori, generando sfiducia e tensioni di liquidità con ulteriori effetti negativi su prezzi e costo del finanziamento. Il meccanismo è ricorsivo: la rete aggiorna esposizioni e requisiti e l'intero sistema converge verso un nuovo equilibrio o verso una condizione di stress generalizzato.

Due canali dominano la trasmissione dello shock. Il primo è quello delle perdite da controparte: il fallimento di un intermediario si riflette direttamente su chi detiene esposizioni verso di esso, riducendone il capitale e potenzialmente portandolo a sua volta in dissesto. Il secondo è quello dei *fire sale* e della liquidità degli attivi: vendite forzate

comprimono i prezzi, indeboliscono i bilanci per effetto del *mark-to-market* e richiedono ulteriori margini o cessioni, alimentando spirali prezzo–leva. La combinazione dei due canali fa emergere dinamiche non lineari: piccole perturbazioni possono restare confinate in reti robuste, mentre shock di dimensione simile, in assetti più concentrati o con collateral di qualità marginale, si amplificano rapidamente.

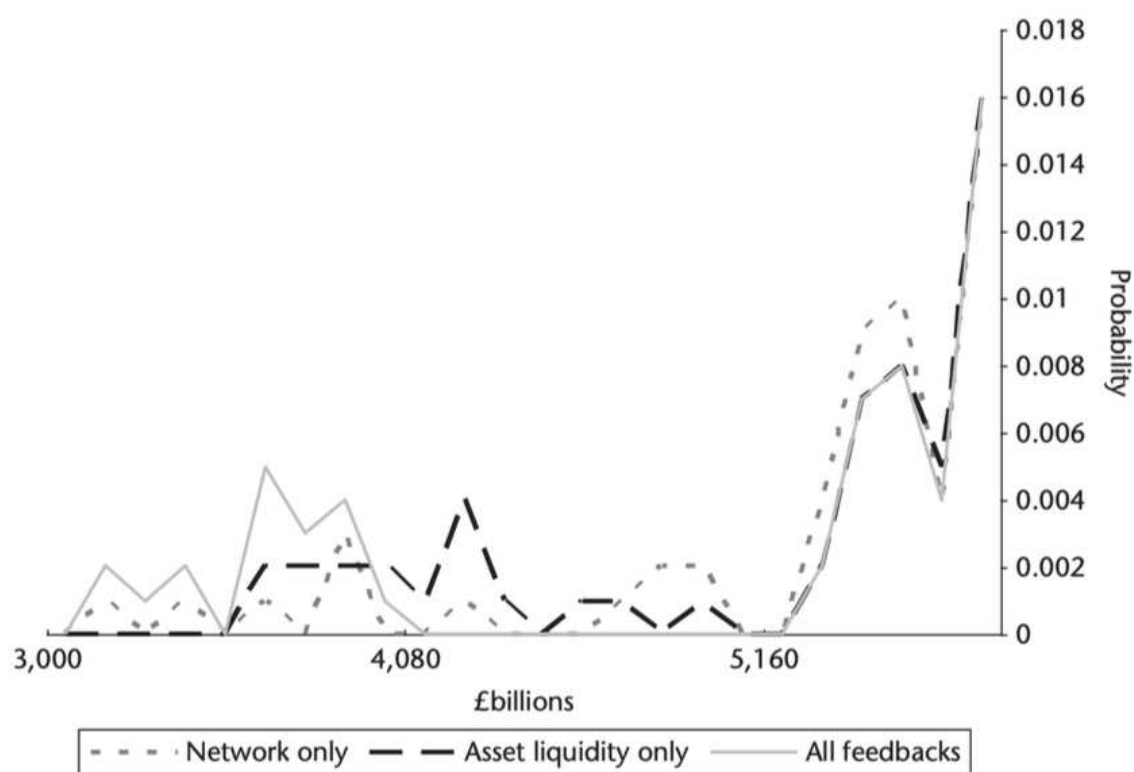


Figura 1.2: Perdite aggregate simulate: confronto tra sola rete, sola liquidità degli attivi e presenza simultanea di tutti i feedback. L’interazione dei canali sposta massa di probabilità verso esiti più severi.

Le simulazioni mostrano che l’interazione tra rete e liquidità rende la distribuzione delle perdite più pesante in coda rispetto ai casi in cui i due canali operano separatamente, come in figura 1.2. In altre parole, aumenta la probabilità che si verifichino perdite molto gravi anche a fronte di shock iniziali contenuti. Da questo effetto nasce la cosiddetta bimodalità: la distribuzione dei possibili esiti non presenta un solo scenario centrale, ma due picchi distinti. Da un lato, un esito “normale”, in cui il sistema assorbe lo shock e torna in equilibrio; dall’altro, uno scenario di contagio, in cui le retroazioni amplificano lo shock e conducono a perdite elevate.

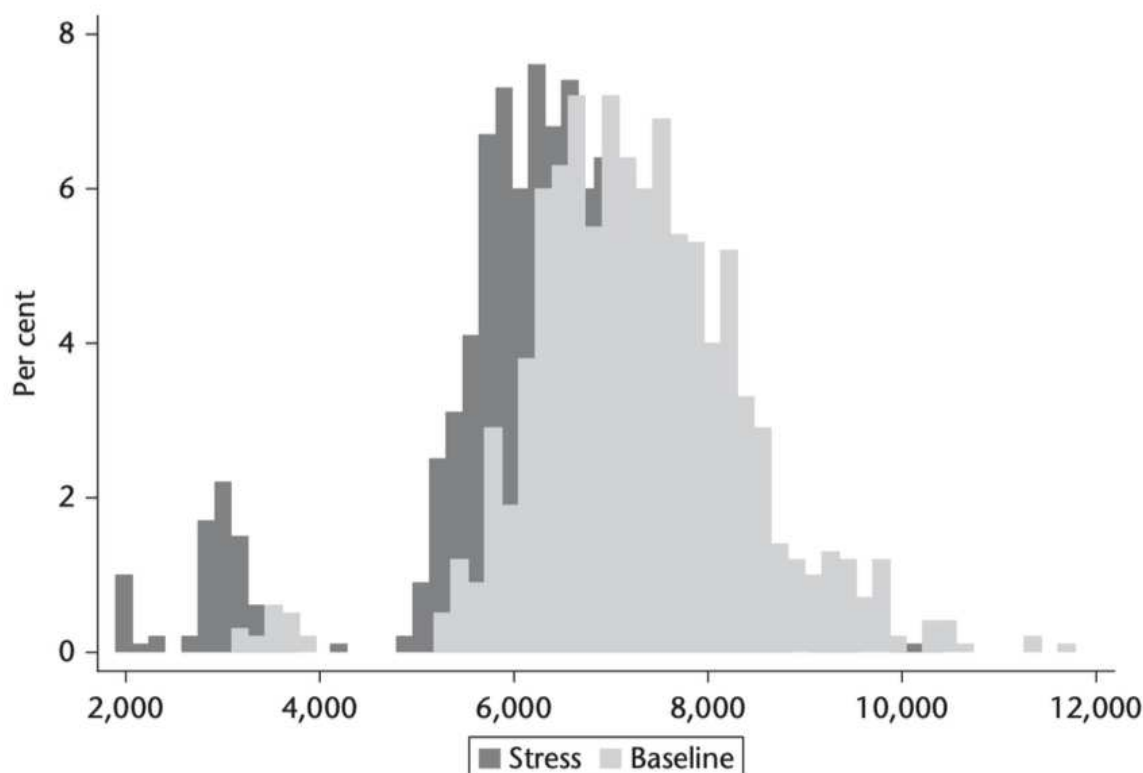


Figura 1.3: Distribuzione delle perdite di sistema: confronto tra scenario base e scenario di stress con evidenza di bimodalità e coda sinistra più pronunciata.

La presenza di due scenari distinti mette in luce che la stabilità del sistema dipende sia dalle risorse delle singole banche, sia dalla struttura complessiva della rete e dalla solidità dei mercati. Capitale e liquidità di buona qualità, collateral riutilizzabile e infrastrutture che riducono gli squilibri di tesoreria rendono meno probabile il passaggio verso situazioni critiche. Con RAMSI è possibile individuare nodi e connessioni più sensibili, e valutare l'impatto delle regole prudenziali e degli haircut. Con haircut si intende lo sconto applicato al valore di un'attività usata come garanzia: ad esempio, se un titolo vale 100 ma con haircut del 20% può essere usato come garanzia solo per 80. Più alto è l'haircut, minore è la liquidità immediata ottenibile. L'analisi consente quindi di progettare misure mirate per contenere vendite forzate ed effetti domino. Inserita in un quadro macroprudenziale, fornisce una base chiara per calibrare gli strumenti di contenimento e interpretare episodi di tensione come quelli delle grandi crisi, collegando shock iniziali, canali di trasmissione e perdite finali.

1.1.3 La Tendenza Di Diffusione Delle Crisi: Il Caso Del 2008

Nei mercati interbancari le tensioni difficilmente rimangono confinate a un singolo intermediario. La rete di prestiti, garanzie, linee di liquidità e strumenti derivati crea infatti molteplici canali attraverso i quali anche uno shock contenuto può diffondersi rapidamente. La probabilità e l'intensità del contagio dipendono dall'architettura della rete: se le esposizioni sono distribuite in modo omogeneo, la perdita iniziale si ripartisce su molti nodi e tende ad attenuarsi; se invece i legami sono concentrati su pochi hub, lo shock si scarica con forza sui loro vicini diretti e può innescare una sequenza di insolvenze e richieste di margini che accelerano la propagazione. La connettività non garantisce sempre maggiore stabilità. Una rete più fitta appare resiliente a shock casuali, ma diventa vulnerabile se colpita nei suoi nodi centrali. In strutture con distribuzioni del grado a coda pesante, pochi intermediari concentrano la maggior parte delle connessioni e fungono da hub: la loro difficoltà ha effetti sproporzionati, amplificati dal meccanismo di *mark-to-market* e dalle vendite forzate. La crisi del 2008 ne rappresenta l'esempio più chiaro. Dopo anni di credito abbondante e cartolarizzazioni diffuse, le insolvenze nel comparto dei mutui subprime provocarono il calo dei prezzi dei titoli collegati. Con il fallimento di grandi intermediari, le tensioni latenti si trasformarono in crisi di liquidità globale: il contagio si trasmise sia in modo diretto (esposizioni bilaterali, linee di credito revocate) sia indiretto (vendite di attivi e processi di *de-leveraging*). Un aspetto chiave è la velocità di propagazione. La letteratura⁶ utilizza il *fattore di ramificazione*

$$\beta = p \cdot \frac{\langle k^2 \rangle - \langle k \rangle}{\langle k \rangle},$$

dove p è la probabilità che un nodo vulnerabile trasmetta lo shock, e $\langle k \rangle$ è il grado medio. Se $\beta > 1$ la cascata tende a crescere, se $\beta < 1$ si spegne. L'aumento della densità della rete ($\langle k \rangle$ in crescita) e della disuguaglianza nelle connessioni ($\langle k^2 \rangle$ elevato) spiegano perché negli anni 2000 gli shock si propagassero più rapidamente che negli anni '90. Questa esperienza dimostra come la combinazione di interconnessione elevata, concentrazione su pochi hub e comportamenti omogenei renda il sistema fragile. Per rafforzare la

⁶Si vedano, tra gli altri: D.J. Watts, *A simple model of global cascades on random networks*, in *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 99, n. 9, 2002; A.G. Haldane e R.M. May, *Systemic risk in banking ecosystems*, in *Nature*, vol. 469, 2011; M. Gai e S. Kapadia, *Contagion in financial networks*, in *Proceedings of the Royal Society A*, vol. 466, 2010.

Figure 1 consists of two network graphs illustrating international trade relationships. The left graph is labeled '1995' and the right graph is labeled '2005'. Both graphs show a central cluster of countries with various other countries connected to them. The nodes are labeled with country codes (e.g., USA, CAN, JPN, CHN, IND, KOR, AUS, NZL, PRT, ARG, MEX, BRA, DEU, FRA, ITA, GBR, ESP, PAK, BGD, THA, VIE, IDN, MYA, SGP, HKG, TAI, CHN, IND, KOR, AUS, NZL, PRT, ARG, MEX, BRA, DEU, FRA, ITA, GBR, ESP, PAK, BGD, THA, VIE, IDN, MYA, SGP, HKG, TAI). The edges represent trade flows, and the thickness of the edges indicates the volume of trade. A key at the bottom of each graph shows three line styles: a thin line for 0.003-0.03, a medium line for 0.03-0.2, and a thick line for >0.2. The 2005 graph shows a more complex and dense network of trade relationships compared to 1995.

La figura 1.4 mette a confronto la struttura della rete finanziaria globale a metà anni '90 e a metà anni 2000. I nodi rappresentano i principali sistemi finanziari nazionali, con dimensione proporzionale alla loro centralità nella rete, mentre lo spessore delle linee indica l'intensità dei legami (prestiti, scambi, esposizioni comuni). Nel 1995 la rete appare più dispersa, con legami relativamente omogenei e pochi nodi di dimensioni maggiori. Dieci anni dopo, nel 2005, la struttura diventa molto più concentrata: compaiono hub caratterizzati da una connessione molto più fitta rispetto agli altri. L'aumento della densità media e lo spessore dei legami mostrano come il sistema sia diventato più efficiente nello smistare flussi finanziari, ma allo stesso tempo più vulnerabile a shock mirati che colpiscano i nodi centrali. Questo passaggio da una rete relativamente bilanciata a una rete con forte componente *core-periphery* spiega perché negli anni 2000 gli shock potessero propagarsi più rapidamente e con conseguenze più estese. L'interconnessione crescente riduce la lunghezza media dei percorsi, accelerando la velocità di contagio; la concentrazione degli scambi su pochi hub aumenta invece l'impatto sistemico di eventuali crisi locali. Rispetto agli anni '90, l'aumento di densità ($\langle k \rangle \uparrow$) e la maggiore eterogeneità ($\langle k^2 \rangle \uparrow$) riducono la lunghezza media dei cammini ($L \downarrow$) e innalzano β . In parallelo: (i) uso più esteso del collateral e della marginazione giornaliera, (ii) diffusione di strategie simili (VaR targeting, risk parity) che sincronizzano le vendite; (iii) maggiore dipendenza da funding di mercato *secured* soggetto ad haircuts. Il risultato è un'accelerazione sia

della *trasmissione di controparte* sia della *trasmissione prezzo-mediata*. Un'analisi più dettagliata inerente al contagio bancario e alle reti finanziarie con un'applicazione pratica utilizzando python, la studieremo e analizzeremo meglio nel Capitolo 4.

1.1.4 Interdipendenza tra Rischio Sistemico e Rischi Finanziari

L'interdipendenza tra rischio sistemico e rischi finanziari emerge dall'interazione tra diversi fattori di rischio che caratterizzano il sistema bancario e finanziario. Il *rischio di credito* rappresenta la possibilità che un debitore non riesca a onorare i propri obblighi, con conseguenti perdite per la banca. Se questa situazione si verifica su larga scala, può compromettere la stabilità del sistema, riducendo la fiducia degli investitori e generando crisi di liquidità. Il *rischio di mercato*, invece, riguarda le variazioni impreviste nei prezzi degli strumenti finanziari, delle valute e delle materie prime. Le fluttuazioni dei mercati possono generare ingenti perdite nei portafogli bancari, riducendo il capitale e amplificando il rischio sistemico se molte istituzioni sono esposte agli stessi asset. Il *rischio di liquidità* si manifesta quando una banca non è in grado di far fronte alle richieste di prelievo o di finanziamento a breve termine, portando a una potenziale crisi di fiducia e, nei casi più gravi, a una corsa agli sportelli. Questo rischio è particolarmente critico nei momenti di tensione finanziaria, poiché può innescare un effetto domino tra istituzioni finanziarie interconnesse. Il *rischio di tasso di interesse* riguarda le variazioni nei tassi di riferimento, che possono influenzare negativamente sia il valore degli attivi e passivi bancari sia la redditività del settore finanziario. Se i tassi di interesse aumentano improvvisamente, il valore dei titoli a reddito fisso diminuisce, generando perdite e riducendo la capacità delle banche di concedere credito. Oltre a questi, esistono altri rischi rilevanti. Il *rischio operativo* si riferisce alle perdite derivanti da errori umani, guasti nei sistemi informatici, frodi o eventi esterni imprevisti, come attacchi informatici. Questo rischio è spesso sottovalutato ma può avere un impatto significativo sulla stabilità di una banca. Il *rischio di conformità* deriva dalla violazione di normative e regolamenti, con possibili sanzioni, danni reputazionali e restrizioni legali che possono compromettere la solidità dell'istituzione. In sintesi, tutti questi rischi, sebbene distinti, non operano in modo isolato: la loro interazione alimenta e amplifica il **rischio sistemico**, inteso come vulnerabilità complessiva del sistema finanziario a shock che, originando in una singola area, possono propagarsi e compromettere la stabilità dell'intero mercato. Quando il rischio di mer-

cato colpisce in modo significativo istituzioni finanziarie fortemente interconnesse, può trasformarsi in un rischio sistemico, inducendo reazioni a catena che minano la fiducia nel sistema. Per la misurazione del rischio di mercato e la sua connessione con il rischio sistemico, vengono spesso utilizzati modelli probabilistici come il Value-at-Risk (VaR), che stima la massima perdita possibile con un dato livello di confidenza. Tuttavia, il VaR presenta limitazioni, come l'incapacità di catturare eventi estremi e la mancanza della proprietà di subadditività, che possono aggravare il rischio sistemico. Per questo motivo, strumenti come l'Expected Shortfall (ES) sono stati introdotti per stimare le perdite attese oltre il VaR e migliorare la gestione del rischio nei momenti di instabilità. Il rischio di liquidità è un altro elemento chiave del rischio sistemico; esso si suddivide in due forme principali: il *liquidity funding risk*, ovvero il rischio che la banca non riesca a ottenere risorse per far fronte ai suoi obblighi, e il *market liquidity risk*, che si verifica quando la vendita di asset finanziari avviene a prezzi significativamente ridotti a causa di una scarsa profondità del mercato. Questi due aspetti sono strettamente collegati: per fronteggiare improvvisi deflussi di cassa, una banca potrebbe essere costretta a liquidare rapidamente una parte del proprio portafoglio, contribuendo così a una spirale negativa che amplifica il rischio sistemico. Il rischio di liquidità è particolarmente pericoloso nei momenti di panico finanziario, poiché può innescare corse agli sportelli e una crisi di fiducia che si propaga rapidamente tra le istituzioni. Per monitorarlo, le banche utilizzano tre approcci principali: l'inventory approach, che valuta la disponibilità di asset liquidi prontamente monetizzabili; il cash flow approach, che confronta i flussi di cassa attesi e le passività in scadenza; e l'hybrid approach, che combina i due metodi precedenti per stimare la liquidità effettivamente disponibile. Il rischio di credito è anch'esso una componente fondamentale del rischio sistemico, esso infatti può essere aggravato da crisi finanziarie, come accaduto nella crisi del 2007-2008, quando il deterioramento della qualità del credito nei mutui subprime ha innescato una reazione a catena che ha destabilizzato l'intero sistema bancario globale. Questo rischio viene solitamente analizzato distinguendo tra perdita attesa (*Expected Loss - EL*) e perdita inattesa (*Unexpected Loss - UL*). La perdita attesa è stimata attraverso parametri come il valore dell'esposizione al default (*EAD*), la probabilità di default della controparte (*PD*) e la perdita data il default (*LGD*), mentre la perdita inattesa rappresenta la variabilità intorno alla perdita attesa ed è più difficile da prevedere. Strumenti derivati come i Credit Default Swaps (*CDS*) consentono di trasferire il rischio di credito, ma la loro diffusione ha anche amplificato il rischio sistemico, come

dimostrato dalla crisi finanziaria globale. L'interconnessione tra questi rischi contribuisce alla loro trasformazione in rischio sistemico. Una crisi di liquidità può essere scatenata da una perdita di fiducia causata da un aumento del rischio di credito, mentre un crollo dei mercati finanziari può deteriorare il valore degli attivi bancari, amplificando il rischio di mercato. La regolamentazione bancaria, in particolare attraverso il quadro di Basilea III, affronta questi rischi imponendo requisiti patrimoniali più stringenti, rafforzando la gestione della liquidità, come vedremo nel paragrafo successivo e introducendo strumenti macroprudenziali. Queste misure hanno l'obiettivo di aumentare la stabilità del sistema finanziario e ridurre la probabilità che shock locali si trasformino in crisi sistemiche.

1.1.5 Fattori che Contribuiscono al Rischio Sistemico

L'attenzione crescente della comunità scientifica verso il rischio sistemico è legata allo scoppio della crisi finanziaria globale del 2007-2009, considerata la più grave dopo la Grande Depressione del 1929. Questo evento ha offerto l'opportunità di osservare da vicino i meccanismi di contagio e le dinamiche di instabilità dei mercati nel tempo e nei diversi contesti. Tra le principali cause della crisi vi è stato il ricorso massiccio alla cartolarizzazione da parte delle banche. Con tale pratica, gli istituti trasferivano a terzi i propri crediti per ottenere liquidità immediata, senza ricorrere a forme tradizionali di finanziamento come i prestiti o l'emissione di obbligazioni. In particolare, le banche statunitensi avevano impacchettato e venduto portafogli di mutui ipotecari concessi ai cittadini americani, diffondendo così il rischio all'interno del sistema finanziario. Il problema centrale è stato l'elevato numero di mutui subprime, ovvero concessi a individui con elevato rischio di insolvenza, i quali presentavano una bassa probabilità di restituzione integrale del capitale. Questo meccanismo di impacchettamento dei mutui e trasformazione in strumenti finanziari derivati ha permesso alle banche di trasferire il rischio a investitori terzi attraverso entità veicolo denominate *Special Purpose Vehicles* (SPV). Tuttavia, l'assenza di adeguati controlli sulla qualità dei crediti sottostanti ha portato a una riduzione del costo del credito, incentivando la concessione indiscriminata di prestiti a soggetti ad alto rischio. La cartolarizzazione⁷ ha quindi contribuito alla diffusione del rischio non solo tra

⁷Operazione finanziarie con cui un insieme di crediti (ad esempio mutui o prestiti) viene trasferito a una società veicolo che li utilizza come garanzia per emettere titoli negoziabili sul mercato. In questo modo la banca originaria ottiene liquidità immediata, ma il rischio viene distribuito agli investitori che acquistano tali titoli.

gli intermediari finanziari, ma anche tra soggetti non direttamente coinvolti nel settore, quali famiglie e investitori privati, compromettendo la capacità di valutazione del rischio sistemico. Gli intermediari finanziari, soggetti a regolamentazione e vincoli normativi, operavano in un contesto in cui gli investitori esterni non erano sottoposti a controlli altrettanto stringenti. Un ulteriore fattore determinante nella propagazione del rischio sistemico è rappresentato dall'asimmetria informativa nel mercato finanziario. Non tutti gli operatori dispongono delle stesse informazioni e, anche quando tali informazioni sono accessibili, la loro complessità tecnica ne rende difficile l'interpretazione. Questo fenomeno ha amplificato l'incertezza e favorito una cattiva allocazione del capitale. Un terzo elemento scatenante è stato il ricorso eccessivo al *leverage* da parte delle imprese e degli istituti bancari. Nei periodi di espansione economica, le istituzioni finanziarie tendono ad aumentare il livello di indebitamento per sfruttare l'effetto leva e incrementare i rendimenti. Il *leverage*, definito come il rapporto tra attività totali e patrimonio netto, misura il grado di indebitamento di un'entità economica. In termini matematici, è espresso dalla formula:

$$\text{Leverage} = \frac{\text{Total Assets}}{\text{Equity}} \quad (1.1)$$

Dove:

- Total Assets rappresenta l'ammontare complessivo degli attivi dell'azienda, comprensivo di beni materiali e immateriali;
- Equity indica il capitale proprio, ovvero la differenza tra attività e passività.

Un altro indicatore correlato è il rapporto di indebitamento, che misura la percentuale di attività finanziate tramite debito:

$$\text{Debt Ratio} = \frac{\text{Total Debt}}{\text{Total Assets}} \quad (1.2)$$

Dove Total Debt rappresenta l'ammontare totale dei debiti contratti dall'azienda. Un valore elevato di *Debt Ratio* indica una maggiore dipendenza dal capitale di terzi, aumentando il rischio finanziario.

Fin quando il *leverage* rimane contenuto, non sussistono criticità rilevanti; tuttavia, livelli elevati di indebitamento possono condurre a difficoltà finanziarie significative in caso di shock improvvisi. In particolare, durante la crisi del 2007, numerose istituzioni finanziarie altamente indebitate non sono state in grado di rispondere tempestivamente alla recessione, subendo ingenti perdite. La crisi ha evidenziato come l'eccessivo *leverage* possa generare costi insostenibili per i governi e, di conseguenza, per i contribuenti, amplificando gli effetti negativi sull'intero sistema economico. Secondo Borio e Drehmann (2009)⁸ un'ulteriore causa di crisi sistemica risiede negli squilibri finanziari derivanti da rapide e insolite crescite del credito privato e dei prezzi degli asset. Generalmente, tali squilibri vengono misurati attraverso la deviazione delle variabili finanziarie dal loro trend storico: quando questa deviazione raggiunge livelli eccessivi, il rischio di crisi aumenta significativamente. Un altro elemento critico è rappresentato dal ruolo delle agenzie di rating, attori privati incaricati di valutare l'affidabilità creditizia di emittenti pubblici e privati attraverso l'assegnazione di un rating. Sebbene tali valutazioni siano basate su analisi di bilancio e indicatori finanziari, la crisi del 2007 ha evidenziato le debolezze di questo sistema. In particolare, è emerso il sospetto che alcune agenzie abbiano deliberatamente assegnato rating eccessivamente ottimistici per favorire determinati soggetti, minando così la credibilità dell'intero comparto. Inoltre, il mancato riconoscimento tempestivo della pericolosità dei titoli legati ai mutui subprime ha contribuito all'amplificazione della crisi finanziaria. Il rischio sistemico si manifesta principalmente attraverso due canali di propagazione: l'esposizione diretta degli istituti finanziari e la trasmissione di informazioni asimmetriche. Il primo canale si riferisce all'effetto domino derivante dall'interconnessione tra le banche, mentre il secondo riguarda la difficoltà di interpretazione delle informazioni finanziarie da parte degli operatori di mercato.

⁸Claudio Borio ed Mathias Drehmann, economisti della Banca dei Regolamenti Internazionali (BIS), hanno studiato come gli squilibri finanziari legati al credito e ai prezzi degli attivi possano fungere da indicatori precoci di crisi bancarie e accrescere il rischio sistemico.

1.2 Ruolo e Obiettivi della Regolamentazione Bancaria

La regolamentazione bancaria rappresenta un pilastro essenziale per la stabilità finanziaria, poiché disciplina il comportamento degli intermediari per mitigare il rischio sistemico e preservare la fiducia nei mercati. Le crisi finanziarie hanno evidenziato la necessità di un approccio prudenziale che includa requisiti patrimoniali minimi, limiti alla leva finanziaria e strumenti per la gestione della liquidità. Un aspetto cruciale della regolamentazione è la gestione del rischio sistemico e proprio per affrontare questa problematica, le autorità di vigilanza adottano strumenti quantitativi avanzati come gli stress test e gli indicatori di contagio bancario. Tra questi, il ΔCoVaR , il quale analizzeremo in maniera dettagliata attraverso un'analisi analitica nel capitolo 4, consente di quantificare il contributo di ciascuna istituzione al rischio aggregato, fornendo una misura dell'impatto che un evento negativo su una banca può avere sul sistema nel suo complesso. Parallelamente, la regolamentazione affronta il problema dell'azzardo morale, derivante dall'implicita garanzia che le grandi banche riceveranno sostegno pubblico in caso di difficoltà. Per ridurre questa distorsione, sono stati introdotti strumenti come il *bail-in*, che impone agli azionisti e ai creditori subordinati di assorbire le perdite prima di un eventuale intervento statale. Ciò riduce il rischio di salvataggi pubblici e incentiva una gestione più prudente del rischio da parte delle istituzioni finanziarie. Infine, la regolamentazione bancaria si inserisce in un contesto globale, dove l'elevata interconnessione tra istituzioni e mercati richiede un coordinamento internazionale efficace tra le autorità di vigilanza. La regolamentazione bancaria ha l'obiettivo di garantire il corretto funzionamento del sistema finanziario, minimizzando il rischio di crisi e preservando la fiducia degli investitori e dei risparmiatori. Attraverso un quadro normativo rigoroso, le autorità di vigilanza mirano a garantire la stabilità finanziaria, proteggere i depositanti, prevenire il rischio sistemico, promuovere una concorrenza equa e prevenire comportamenti illeciti. Il sistema bancario è un pilastro dell'economia, fungendo da intermediario tra il risparmio e l'investimento produttivo, ma la sua stessa struttura lo rende intrinsecamente vulnerabile a fenomeni di instabilità. Senza adeguati meccanismi di controllo, le crisi bancarie possono propagarsi rapidamente, causando gravi danni all'economia reale. Uno degli obiettivi primari della regolamentazione bancaria è garantire la stabilità del sistema finanziario. Le banche

devono operare in condizioni di sicurezza per evitare il ripetersi di crisi sistemiche come quella del 2008. A tal fine, la regolamentazione impone requisiti patrimoniali stringenti, come quelli definiti nel framework di Basilea III, che stabilisce soglie minime di capitale che le banche devono detenere rispetto ai rischi assunti. Accanto ai requisiti di capitale, vi sono norme che disciplinano la liquidità, imponendo agli istituti di credito di detenere riserve adeguate per far fronte a shock improvvisi, riducendo il rischio di insolvenza e di corsa agli sportelli. In aggiunta, la supervisione macroprudenziale, condotta da enti come la BCE o la Federal Reserve, ha il compito di monitorare i rischi emergenti nel settore finanziario e adottare misure preventive per mitigare eventuali squilibri. Le banche raccolgono fondi dai depositanti per finanziare le loro attività di prestito. Tuttavia, il rischio di insolvenza potrebbe compromettere la capacità di una banca di restituire i depositi, mettendo a rischio il risparmio di milioni di persone. Per questo motivo, uno degli obiettivi della regolamentazione bancaria è proteggere i depositanti attraverso sistemi di garanzia dei depositi, che assicurano i risparmi fino a una certa soglia (ad esempio, in Europa il Fondo Interbancario di Tutela dei Depositi protegge fino a 100.000 euro per depositante). Inoltre, le regole di trasparenza obbligano le banche a fornire informazioni chiare e dettagliate sui loro prodotti, permettendo ai clienti di comprendere i rischi associati. Alcune regolamentazioni, come il Glass-Steagall Act⁹ negli Stati Uniti o il ring-fencing europeo¹⁰, separano le attività bancarie tradizionali da quelle speculative, riducendo il rischio che le perdite derivanti da operazioni ad alto rischio compromettano i fondi dei depositanti. Un altro obiettivo cruciale della regolamentazione bancaria è la prevenzione del rischio sistemico. Per mitigarlo, i regolatori adottano, oltre agli strumenti analizzati nel paragrafo precedente, strumenti come il *Countercyclical Capital Buffer* (CCyB), che impone alle banche di accumulare capitale extra nei periodi di crescita economica per far fronte a eventuali recessioni. Inoltre, gli stress test bancari vengono utilizzati per valutare la capacità degli istituti di credito di resistere a scenari avversi e identificare le vulnerabilità prima che si trasformino in crisi. Parallelamente, la regolamentazione bancaria si prefigge di garantire una concorrenza equa tra gli operatori del mercato, prevenendo la formazione di monopoli o cartelli che potrebbero distorcere i meccanismi di allocazione del credito. Le autorità antitrust esaminano attentamente fusioni e acquisizioni banca-

⁹Legge bancaria statunitense del 1933 che separava banche commerciali e banche d'investimento, abrogata nel 1999.

¹⁰Normativa europea che richiede la separazione delle attività di investimento da quelle bancarie tradizionali per ridurre il rischio sistemico.

rie per evitare la concentrazione eccessiva del mercato. Le norme sulla trasparenza dei prodotti finanziari e sulla protezione del consumatore impongono agli istituti di credito di comunicare in modo chiaro i costi e i rischi dei servizi offerti, impedendo pratiche commerciali scorrette. Con la crescente digitalizzazione dei servizi bancari e l'ingresso di nuovi attori, come le fintech e le big tech, diventa essenziale aggiornare le normative per garantire che questi nuovi operatori siano soggetti agli stessi standard di sicurezza e trasparenza delle banche tradizionali. Un altro aspetto centrale della regolamentazione bancaria riguarda la prevenzione di comportamenti illeciti, come il riciclaggio di denaro e il finanziamento del terrorismo. Le banche possono essere utilizzate come veicoli per attività illecite se non sono soggette a controlli adeguati. Per questo motivo, le normative anti-riciclaggio (AML – Anti-Money Laundering) e il contrasto al finanziamento del terrorismo (CFT – Countering the Financing of Terrorism) impongono agli istituti finanziari obblighi rigorosi di due diligence, monitoraggio delle transazioni e segnalazione di operazioni sospette alle autorità competenti. A livello internazionale, il *Financial Action Task Force* (FATF) stabilisce standard globali per la prevenzione del riciclaggio e del finanziamento illecito, che vengono poi implementati nei vari ordinamenti nazionali. Infine, la regolamentazione bancaria si sta evolvendo per affrontare le nuove sfide della finanza sostenibile. La crescente attenzione ai rischi climatici e ambientali ha portato all'introduzione di nuovi requisiti normativi che impongono alle banche di integrare i fattori ESG (Environmental, Social and Governance) nei processi di gestione del rischio e allocazione del capitale. Le istituzioni finanziarie devono ora valutare il loro impatto ambientale e la loro esposizione ai rischi legati alla transizione energetica, rispettando standard sempre più stringenti come quelli previsti dalla *Taxonomy Regulation* e dalla *Sustainable Finance Disclosure Regulation* (SFDR). La regolamentazione bancaria non si limita più solo alla stabilità finanziaria, ma si estende anche alla stabilità del sistema economico rispetto ai cambiamenti climatici e alle transizioni industriali globali. Per concludere possiamo quindi dire che la regolamentazione bancaria svolge un ruolo essenziale nel garantire il corretto funzionamento del sistema finanziario, prevenendo instabilità e proteggendo investitori e risparmiatori. L'evoluzione delle normative ha portato a un quadro sempre più sofisticato, che integra strumenti quantitativi avanzati, normative prudenziali e meccanismi di supervisione globale.

1.2.1 Regolamentazione e Assicurazione sui Depositi

Un elemento centrale della regolamentazione è il programma di assicurazione sui depositi, offerto dai governi per proteggere i risparmiatori. Senza questa assicurazione, le banche che assumono rischi eccessivi rispetto alla loro base di capitale avrebbero difficoltà ad attrarre depositi. Tuttavia, l'assicurazione sui depositi riduce la discriminazione tra le banche da parte dei depositanti, permettendo agli istituti di assumere grandi rischi senza perdere la loro base di depositi. Per evitare che questo porti a un'eccessiva assunzione di rischi, l'assicurazione sui depositi deve essere accompagnata da regolamenti sui requisiti patrimoniali. L'assicurazione sui depositi rappresenta un meccanismo di protezione per i risparmiatori, garantendo loro la restituzione del capitale depositato presso le banche fino a una determinata soglia in caso di insolvenza dell'istituto. Il principale obiettivo di questa misura è la prevenzione delle corse agli sportelli: la fiducia nel sistema bancario riduce l'incentivo dei depositanti a prelevare in massa i propri fondi in periodi di turbolenza finanziaria, mitigando così il rischio sistemico. L'esperienza storica degli Stati Uniti negli anni Trenta dimostra come le corse agli sportelli abbiano portato al collasso di molte banche, amplificando gli effetti della Grande Depressione. Il modello di Diamond e Dybvig¹¹ suggerisce che, in un sistema bancario basato sulla trasformazione delle scadenze (*maturity transformation*), le banche operano con un mismatch tra attivi e passivi, il che le rende vulnerabili a ondate di panico da parte dei depositanti. L'introduzione dell'assicurazione sui depositi da parte del governo statunitense nel 1933, con la creazione della Federal Deposit Insurance Corporation (FDIC), ha rappresentato una risposta concreta a questa problematica, stabilizzando il settore bancario e riducendo drasticamente il rischio di fallimenti su larga scala. Uno degli effetti più rilevanti dell'assicurazione sui depositi riguarda il comportamento dei risparmiatori e la loro propensione a mantenere liquidità presso le banche. Studi empirici recenti, tra cui quello di Limodio e De Roux, dimostrano come la soglia di garanzia abbia un impatto diretto sulle scelte di portafoglio dei depositanti. In particolare, è stato osservato un comportamento di "*bunching*", ovvero la tendenza a mantenere i depositi immediatamente al di sotto della soglia massima assicurata. Questo fenomeno implica che eventuali incrementi nella soglia garantita inducano i risparmiatori a incrementare i depositi bancari, riducendo al contempo l'esposizione ad altre classi

¹¹Proposto nel 1983, mostra come le banche, trasformando depositi a vista in prestiti a lungo termine, siano vulnerabili a corse agli sportelli (*bank runs*), e spiega il ruolo delle garanzie pubbliche come l'assicurazione dei depositi.

di attivi. L'elasticità dei depositi rispetto all'assicurazione è un parametro chiave per comprendere l'impatto di questa regolamentazione: l'evidenza empirica suggerisce che un aumento dell'1% della quota di depositi assicurati si traduce in un incremento del 2,3% nei depositi complessivi. Ciò implica che le politiche di ampliamento della copertura assicurativa possano costituire un efficace strumento per incentivare la stabilità finanziaria, ma allo stesso tempo pongono interrogativi in merito alle distorsioni di mercato che potrebbero generare. Sebbene l'assicurazione sui depositi abbia dimostrato di essere una misura efficace per prevenire il panico bancario, essa comporta anche delle criticità. In particolare, vi è il rischio citato precedentemente, ovvero quello di moral hazard: garantendo i depositi, si riduce l'incentivo dei depositanti a monitorare il comportamento delle banche, che potrebbero essere spinte ad assumere rischi eccessivi sapendo che le perdite saranno coperte dalla garanzia statale. Questo fenomeno può portare a una maggiore instabilità finanziaria nel lungo periodo, specialmente se il sistema di vigilanza bancaria non è adeguatamente strutturato. Un altro problema riguarda la socializzazione delle perdite: in caso di crisi bancaria, il costo dell'assicurazione sui depositi ricade sui contribuenti o sul sistema finanziario nel suo complesso. In Europa, ad esempio, il Fondo di Garanzia dei Depositi è finanziato dalle stesse banche, il che implica una redistribuzione del rischio all'interno del settore bancario. Tuttavia, in situazioni di crisi sistemica, il sostegno pubblico diventa spesso necessario, con implicazioni per la sostenibilità fiscale degli Stati. Uno degli esempi più significativi di come l'assicurazione sui depositi influenzi il comportamento dei risparmiatori è rappresentato dal caso colombiano del 2017. In quell'anno, il fondo di garanzia dei depositi ha aumentato il limite massimo di copertura da 20 milioni a 50 milioni di pesos colombiani (circa 6.780 USD a 16.950 USD), senza alcuna correlazione con crisi finanziarie in corso. Questo cambiamento ha costituito un esperimento naturale ideale per analizzare l'impatto dell'assicurazione sui depositi, poiché ha permesso di isolare il suo effetto da altri fattori economici. I risultati di questa analisi, basati sui dati di oltre 50.000 individui, confermano il fenomeno del bunching: oltre il 40% dei risparmiatori tendeva a mantenere depositi poco al di sotto della soglia garantita, e l'incremento della copertura ha portato a un aumento significativo dei depositi da parte di questi soggetti. Questo effetto è stato principalmente determinato dall'aumento del rendimento atteso dei depositi garantiti, che ha spinto i risparmiatori a ribilanciare i loro portafogli, riducendo l'esposizione ad altri strumenti finanziari meno sicuri. Il dibattito sulla regolamentazione dell'assicurazione sui depositi ruota attorno al bilanciamento tra stabilità finanziaria e

rischio sistemico. Un livello eccessivo di copertura potrebbe incentivare comportamenti rischiosi da parte delle banche, mentre una copertura insufficiente potrebbe non essere sufficiente a prevenire corse agli sportelli in situazioni di crisi. È quindi essenziale adottare un approccio dinamico e basato su dati empirici, che consenta di calibrare la soglia assicurativa in funzione delle condizioni macroeconomiche e del livello di rischio sistemico presente nei mercati. In conclusione, l'assicurazione sui depositi è fondamentale per la stabilità bancaria, ma va valutata attentamente considerando i trade-off tra protezione, prudenza bancaria e sostenibilità economica.

1.2.2 La Rivoluzione Macroprudenziale

La crisi finanziaria del 2007-2008 ha rappresentato un punto di svolta epocale per la regolamentazione bancaria e la teoria economica della stabilità finanziaria. Le sue conseguenze hanno ridefinito non soltanto le prassi di vigilanza, ma anche l'architettura stessa del pensiero regolamentare, aprendo la strada a un approccio radicalmente nuovo: la regolamentazione macroprudenziale. L'evento ha evidenziato come le fragilità del sistema non risiedano unicamente all'interno dei bilanci delle singole banche, ma emergano soprattutto dalle interconnessioni e dalle dinamiche collettive che caratterizzano il funzionamento dei mercati finanziari. Nei decenni precedenti la regolamentazione era stata costruita secondo un paradigma microprudenziale, basato sulla convinzione che la disciplina di mercato e la gestione autonoma del rischio da parte delle banche fossero sufficienti a garantire la stabilità complessiva. In questo schema, ogni intermediario era considerato come un'entità a sé stante, e la vigilanza si concentrava sul rispetto di requisiti minimi di capitale in relazione al rischio assunto. L'approccio si concretizzava in un sistema di vincoli statici, in cui la funzione della vigilanza era prevalentemente quella di garantire la solidità dei singoli operatori, senza cogliere appieno le vulnerabilità derivanti dalle loro interazioni. Gli Accordi di Basilea costituiscono l'esempio più emblematico di questa evoluzione. Basilea I, introdotto nel 1988, ha per la prima volta definito un quadro organico di ponderazione del rischio, basato sul concetto di Risk-Weighted Assets (RWA). Le attività venivano suddivise in cinque classi di rischio, con coefficienti di ponderazione fissi, e il requisito minimo di capitale era stabilito come proporzione delle attività ponderate per il rischio.

Formalmente, il requisito di capitale K previsto da Basilea I può essere espresso come:

$$K = \alpha \cdot RWA, \quad (1.3)$$

dove α rappresenta il coefficiente minimo di capitale, fissato all'8%.

Basilea II, pubblicato nel 2004 e implementato in Europa nel 2010, ha introdotto un livello di complessità significativamente superiore, articolandosi su tre pilastri. Il primo prevedeva requisiti patrimoniali più raffinati, consentendo alle banche di utilizzare modelli interni per la stima della probabilità di default (PD), della perdita in caso di default (LGD) e dell'esposizione al momento del default (EAD). L'approccio Internal Ratings-Based (IRB) si fondava sulla formula:

$$K = f(PD, LGD, EAD, M), \quad (1.4)$$

dove M indica la maturità residua dell'esposizione. In termini teorici, questo rappresentava un progresso rispetto alla rigidità di Basilea I, ma nella pratica ha portato a una delega eccessiva alle stesse istituzioni vigilate, che hanno finito per modellizzare il rischio secondo logiche pro-cicliche e talvolta distanti dalla realtà dei mercati. La crisi del 2007-2008 ha mostrato l'insufficienza della regolamentazione microprudenziale. I modelli interni avevano sottostimato la correlazione tra le esposizioni, mentre i requisiti patrimoniali basati sul VaR non catturavano gli eventi estremi e la concentrazione dei rischi sistemici. L'approccio microprudenziale, incentrato sulla solidità individuale, non era in grado di cogliere che la probabilità di crisi non dipende soltanto dalla fragilità delle singole banche, ma dalla probabilità che più istituzioni falliscano simultaneamente a causa delle loro interconnessioni. Questo ha determinato il passaggio a un nuovo paradigma: la regolamentazione macroprudenziale. La regolamentazione macroprudenziale si concentra sul rischio sistemico, inteso come la probabilità che uno shock locale si propaghi all'intero sistema, compromettendo la stabilità finanziaria ed economica. Tale rischio può essere formalizzato attraverso indicatori che combinano la leva, il capitale e le interconnessioni tra istituzioni. Un esempio è l'indicatore SRISK, che misura il fabbisogno di capitale di un'istituzione in scenari di stress:

$$SRISK_i = \max(0, L_i - \kappa W_i), \quad (1.5)$$

dove L_i rappresenta le passività totali, W_i il capitale proprio, e κ il requisito minimo di capitale regolamentare. L'indicatore esprime il capitale aggiuntivo che una banca dovrebbe raccogliere in caso di crisi per soddisfare i vincoli prudenziali. La regolamentazione macroprudenziale comprende inoltre misure di tipo anticiclico. In particolare, i buffer di capitale anticiclici (*CCyB*) richiedono alle banche di accumulare riserve patrimoniali aggiuntive nei periodi di crescita economica, in modo da assorbire le perdite durante le fasi di recessione. Formalmente, il buffer anticiclico può essere espresso come:

$$CCyB_t = \gamma \cdot \Delta CreditGap_t, \quad (1.6)$$

dove $\Delta CreditGap_t$ misura la deviazione del rapporto credito/PIL dal suo trend di lungo periodo e γ è un coefficiente stabilito dalle autorità di vigilanza. Questa logica introduce una dimensione dinamica nella regolamentazione, volta a mitigare le tendenze pro-cicliche che hanno caratterizzato i decenni precedenti. L'approccio macroprudenziale si estende anche alla regolamentazione delle istituzioni di rilevanza sistemica (SIFI, Systemically Important Financial Institutions), per le quali sono previsti requisiti di capitale e di liquidità più stringenti. L'idea è che la dimensione, l'interconnessione e la sostituibilità limitata di queste istituzioni le rendano troppo grandi per fallire, con la conseguenza che il loro collasso avrebbe effetti devastanti sull'intero sistema. La funzione macroprudenziale è quindi quella di internalizzare le esternalità negative generate da queste istituzioni, imponendo un capitale addizionale proporzionale al loro grado di rilevanza sistemica. La rivoluzione macroprudenziale non si esaurisce nell'introduzione di nuove regole quantitative. Essa implica un cambiamento di paradigma nella vigilanza, che deve essere in grado di cogliere la natura dinamica e sistemica dei rischi. Ciò richiede la costruzione di metriche capaci di anticipare le vulnerabilità, di strumenti di stress testing integrati a livello di sistema, e di un coordinamento più stretto tra autorità monetarie, regolatori e istituzioni internazionali. Il futuro della regolamentazione macroprudenziale dipende dalla capacità di bilanciare due esigenze contrapposte: da un lato, garantire la stabilità finanziaria attraverso vincoli rigorosi; dall'altro, preservare la capacità innovativa dei mercati, evitando un eccesso di rigidità che potrebbe soffocare lo sviluppo economico. In definitiva, la transizione dalla regolamentazione microprudenziale a quella macroprudenziale costituisce una delle più importanti trasformazioni della finanza moderna. Essa riflette la consapevolezza che la stabilità non è una somma di solidità individuali, ma una proprietà emergente dell'inte-

ro sistema. La sfida per i prossimi decenni sarà quella di affinare strumenti analitici e operativi in grado di misurare e governare il rischio sistemico, garantendo un equilibrio sostenibile tra sicurezza, efficienza e crescita.

1.2.3 Basilea III e Rischio Sistemico: Struttura, Leve e Miglioramenti

Il framework di Basilea III nasce con l'obiettivo di ridurre la probabilità e la severità delle crisi bancarie, che attraverso canali di interconnessione finanziaria e di fiducia possono propagarsi con dinamiche di contagio e destabilizzare l'intero sistema economico. L'impianto regolamentare mira a tutelare la stabilità attenuando la prociclicità del credito e riducendo le esternalità negative derivanti dal fallimento o dall'arretramento simultaneo di intermediari rilevanti, combinando requisiti *risk-based* e vincoli *non risk-based*, presidi di liquidità, limiti alle concentrazioni e al rischio di controparte, obblighi di trasparenza (Pillar 3) e strumenti di gestione ordinata delle crisi. Sul piano macroprudenziale, ai minimi patrimoniali si sovrappongono cuscinetti dinamici che aumentano la stabilità e modulano il ciclo. Il *Capital Conservation Buffer* (CCoB), di natura permanente e universale, assicura margini di assorbimento delle perdite e introduce vincoli distributivi in caso di tensioni. Il *Countercyclical Capital Buffer* (CCyB), attivabile in fasi di espansione eccessiva del credito, obbliga ad accumulare capitale nei boom per rilasciarlo nelle fasi avverse, limitando la prociclicità endogena del sistema. I *surcharge* per le banche sistemiche, calibrati su metriche di rilevanza globale (G-SIB) e le facoltà nazionali per le D-SIB, innalzano i requisiti nei casi in cui il potenziale di esternalità sistemica è maggiore. Questi strumenti smorzano l'amplificazione del ciclo (spiralì prezzo-collaterale-liquidità) e creano sia *incentivi ex ante* alla conservazione del capitale, sia *gradi di libertà ex post* per assorbire perdite senza interrompere funzioni critiche. A presidio della leva complessiva, il *Leverage Ratio* funge da backstop *non risk-weighted* contro errori di misurazione e arbitraggi sugli RWA. La sua definizione è:

$$\text{Leverage Ratio} = \frac{\text{Tier 1 Capital}}{\text{Exposure Measure}},$$

dove la *Exposure Measure* include le attività contabili, i derivati con add-on regolamentari, le esposizioni fuori bilancio e le operazioni di finanziamento tramite titoli. Il vincolo,

fissato almeno al 3%, obbliga le banche a mantenere un livello minimo di capitale primario rispetto al totale delle esposizioni, indipendentemente dalla loro ponderazione. In tal modo si impedisce che una banca fortemente indebitata risulti apparentemente sicura solo perché concentrata in attivi a bassa ponderazione regolamentare. Il Leverage Ratio riduce gli incentivi a concentrare masse su asset con RWA bassi e, operando su base lorda, è meno manipolabile attraverso pratiche di *window dressing*. Per le G-SIB è previsto anche un buffer addizionale in termini di leverage, creando una doppia cintura di sicurezza con i buffer *risk-based*.

La stabilità di liquidità è ancorata a due indicatori cardine:

$$\mathbf{LCR} = \frac{\text{HQLA}}{\text{deflussi netti a 30 giorni}} \geq 100\%, \quad \mathbf{NSFR} = \frac{\text{Available Stable Funding}}{\text{Required Stable Funding}} \geq 100\%,$$

che riducono la probabilità di corse ai depositi e vendite forzate. Il Liquidity Coverage Ratio agisce sull'orizzonte di breve periodo, imponendo che la banca mantenga riserve di attività liquide di alta qualità (HQLA) sufficienti a coprire deflussi di cassa stressati nei 30 giorni successivi. Il Net Stable Funding Ratio, con orizzonte annuale, limita il rischio di rifinanziamento eccessivo sui mercati all'ingrosso, imponendo una struttura di funding coerente con la scadenza e la liquidità degli attivi. Sul fronte *network*, Basilea III introduce metodologie più sensibili al rischio di controparte, inclusi i requisiti per il rischio CVA¹², incentivando la compensazione centrale (central clearing)¹³ e il margining¹⁴. I limiti alle grandi esposizioni verso singole controparti riducono la possibilità che la perdita su un singolo debitore si trasformi in contagio diretto nella rete interbancaria. Inoltre, il Pillar 3 impone una disclosure più ampia e standardizzata, riducendo le asimmetrie informative e migliorando la disciplina di mercato, elemento cruciale nei momenti di crisi. La gestione ordinata delle crisi bancarie completa il quadro regolamentare. I requisiti *gone-concern*¹⁵ e i meccanismi di *bail-in* assicurano che le perdite siano sostenute da azionisti e creditori subordinati, tutelando le funzioni essenziali delle banche e riducendo la necessità di interventi pubblici. In questo modo si rafforza la credibilità del sistema e si limita il *moral*

¹²Il Credit Valuation Adjustment (CVA) misura il rischio di controparte nei derivati; i requisiti patrimoniali introdotti da Basilea III ne rafforzano la copertura.

¹³La compensazione centrale riduce il rischio di controparte trasferendolo a una controparte centrale (CCP).

¹⁴Il margining richiede il deposito di garanzie per coprire potenziali perdite da variazioni di mercato.

¹⁵Approccio che considera la capacità di assorbire perdite in caso di fallimento o liquidazione della banca.

hazard legato all'aspettativa di salvataggi impliciti. Restano, tuttavia, importanti aree scoperte. Le istituzioni finanziarie non bancarie (NBFI¹⁶) hanno assunto un ruolo sempre più rilevante ma non sono soggette agli stessi requisiti prudenziali. L'assenza di vincoli quantitativi, unita a fenomeni come il *liquidity mismatch*, il *first-mover advantage* e la pratica della re-ipoteca dei collateral, può alimentare nuove vulnerabilità. Anche le differenze tra regole applicate alle banche di rilevanza sistemica globale (G-SIB) e a quelle di rilevanza domestica (D-SIB¹⁷) creano asimmetrie competitive e rischi di instabilità locale. Tra gli interventi migliorativi si possono segnalare: limiti più severi alle grandi esposizioni, requisiti anticiclici anche per i margini, riduzione dell'affidamento ai modelli interni di ponderazione del rischio, restrizioni più forti sulla re-ipoteca e, soprattutto, l'estensione dei vincoli prudenziali anche agli operatori non bancari con rilevanza sistemica. Un ulteriore fronte è quello della sostenibilità. L'inclusione dei rischi ambientali, sociali e di governance (ESG) è ormai imprescindibile. Perdite legate al deprezzamento dei collateral, rischio di *stranded assets*, aggiustamenti repentini dei prezzi e riduzione della redditività connessi alla transizione energetica rappresentano nuove fonti di instabilità. Diventa quindi essenziale integrare stress test climatici, metriche di esposizione ambientale e regole stringenti contro il *greenwashing*¹⁸ all'interno del framework prudenziale. In sintesi, Basilea III affronta il rischio sistemico con un'architettura multilivello basata su buffer patrimoniali, vincoli di leva, requisiti di liquidità, regole su concentrazioni e rischio di controparte, trasparenza e procedure di risoluzione. Per garantire la stabilità nel lungo periodo è però necessaria un'evoluzione che includa pienamente NBFI e D-SIB, rafforzi i limiti su leva e concentrazione e incorpori in modo strutturato i rischi ESG e climatici. Solo così si potrà evitare che banche molto indebitate appaiano artificialmente sicure e assicurare un sistema finanziario stabile ed efficiente in tutte le fasi del ciclo.

¹⁶Con l'acronimo NBFI, *Non-Bank Financial Institutions*, si indicano soggetti come fondi di investimento, assicurazioni e fondi pensione che, pur non essendo banche, svolgono un ruolo crescente nei mercati finanziari e possono trasmettere rischi sistemici.

¹⁷Le D-SIB, *Domestic Systemically Important Banks*, sono banche che, pur non avendo un ruolo globale, rivestono un'importanza critica per la stabilità finanziaria nazionale.

¹⁸Strategia comunicativa con cui un'impresa enfatizza in modo fuorviante il proprio impegno ambientale.

Capitolo 2

Contagio Bancario: Meccanismi di Propagazione del Rischio

Il rischio sistemico rappresenta una delle principali preoccupazioni per i governi e le autorità di regolamentazione finanziaria, poiché il fallimento di un'importante istituzione bancaria o finanziaria può scatenare una reazione a catena capace di compromettere la stabilità dell'intero sistema finanziario. Il meccanismo attraverso cui il rischio sistemico si diffonde nel sistema è spesso amplificato dalla fitta rete di interconnessioni tra banche e altri attori finanziari, in particolare attraverso operazioni di finanziamento, derivati e transazioni over-the-counter (OTC). In questo contesto, la crisi di un singolo istituto può rapidamente propagarsi ad altri, generando effetti a cascata che possono avere gravi conseguenze sull'economia reale. Uno dei principali canali attraverso cui il rischio sistemico si propaga è rappresentato dalle esposizioni dirette tra le istituzioni finanziarie. Ad esempio, se la Banca A concede un finanziamento significativo alla Banca B e quest'ultima si trova in difficoltà finanziarie o in stato di insolvenza, la Banca A subirebbe perdite dirette, riducendo la propria capacità di operare e potenzialmente innescando problemi di liquidità o solvibilità. Questo effetto è particolarmente rilevante nei mercati interbancari, dove le banche si affidano a prestiti a breve termine per gestire le proprie esigenze di liquidità. Se una banca rilevante fallisce, la fiducia nel sistema può rapidamente deteriorarsi, inducendo altre istituzioni a ritirare i propri fondi e creando una crisi di liquidità diffusa. Un ulteriore elemento di rischio deriva dalle transazioni over-the-counter (OTC), che consistono in contratti finanziari stipulati bilateralmente tra istituzioni senza il coinvolgimento di una camera di compensazione centrale. Queste operazioni, sebbene offrano flessibilità

contrattuale, aumentano l'opacità del sistema finanziario e la dipendenza reciproca tra le istituzioni. Se una banca coinvolta in un numero significativo di contratti OTC subisce uno shock finanziario, le controparti di tali contratti potrebbero essere costrette a registrare perdite improvvise, con effetti destabilizzanti per l'intero sistema. Oltre alle esposizioni dirette, un altro meccanismo di propagazione del rischio sistemico è il fenomeno del contagio finanziario. Questo concetto si riferisce al trasferimento del rischio da un'istituzione all'altra attraverso canali indiretti, come il panico di mercato e la perdita di fiducia degli investitori. In situazioni di crisi, la percezione del rischio aumenta e gli investitori possono iniziare a ritirare i loro fondi non solo dalla banca direttamente coinvolta nella crisi, ma anche da altre banche considerate vulnerabili. Questo comportamento può innescare un effetto domino che porta a una crisi generalizzata, anche in assenza di collegamenti diretti tra le istituzioni coinvolte. Un altro aspetto cruciale da considerare è l'effetto dei meccanismi di fire sales, ovvero la vendita forzata di attivi da parte delle banche in difficoltà. Quando un'istituzione finanziaria deve liquidare rapidamente i propri asset per far fronte a una crisi di liquidità, il valore di mercato di tali asset tende a diminuire, riducendo ulteriormente la capacità della banca di coprire le proprie passività. Questo fenomeno ha un effetto destabilizzante sull'intero sistema, poiché altre banche che detengono attivi simili devono registrare perdite e possono essere costrette a vendere ulteriori asset, amplificando il calo dei prezzi e aggravando la crisi. La regolamentazione finanziaria ha sviluppato diversi strumenti per mitigare il rischio sistemico e contenere il contagio. Tra questi, un ruolo fondamentale è svolto dai requisiti di capitale, che impongono alle banche di mantenere riserve sufficienti a coprire eventuali perdite inattese. Le normative di Basilea III, visionate nel capitolo precedente, hanno introdotto regole più stringenti sui coefficienti patrimoniali, con l'obiettivo di rafforzare la stabilità delle banche agli shock finanziari. Inoltre, la creazione di camere di compensazione centrali per i derivati OTC riduce l'opacità del mercato e limita il rischio di controparte, migliorando la trasparenza e la stabilità del sistema finanziario. Un altro strumento essenziale per prevenire il contagio è rappresentato dai meccanismi di prestito d'emergenza forniti dalle banche centrali. In situazioni di stress finanziario, le autorità monetarie possono intervenire per fornire liquidità alle banche in difficoltà e impedire che il panico si diffonda ulteriormente. Tuttavia, l'uso di tali strumenti deve essere calibrato con attenzione per evitare problemi di azzardo morale. La combinazione di requisiti patrimoniali adeguati, maggiore trasparenza nei mercati finanziari e interventi tempestivi da parte delle autorità di regolamentazione è

fondamentale per ridurre la probabilità di crisi e contenere gli effetti negativi sul sistema economico globale. Sebbene non sia possibile eliminare completamente il rischio sistemico, una regolamentazione efficace può limitare il contagio finanziario e garantire la stabilità del sistema bancario di fronte a shock improvvisi.

2.1 Dipendenza da Stress tra le Banche e Stabilità del Sistema Bancario

La dipendenza da stress tra le banche rappresenta uno degli aspetti più rilevanti nello studio della stabilità del sistema bancario contemporaneo. Il settore finanziario non è composto da entità isolate, ma da istituzioni strettamente connesse tra loro attraverso una fitta rete di rapporti di credito, di esposizioni incrociate e di scambi informativi. Questa fitta interconnessione implica che, quando una banca viene colpita da uno shock negativo, la pressione finanziaria tende a propagarsi in modo rapido e potenzialmente incontrollato verso altre istituzioni. Tale propagazione non si limita a un trasferimento lineare di rischio, ma assume le caratteristiche di un fenomeno amplificato, in cui le perdite iniziali possono generare ulteriori squilibri e portare a effetti domino sull'intero sistema. In questo contesto, il rischio non può essere analizzato solamente a livello microeconomico, poiché la vulnerabilità del sistema bancario è funzione anche delle interazioni e delle dipendenze reciproche che si creano tra gli operatori. L'esperienza delle crisi precedentemente analizzate ha reso evidente che la stabilità del sistema non dipende soltanto dalla solidità patrimoniale delle singole banche, ma anche dal modo in cui esse sono collegate e dalle aspettative che si formano nei momenti di incertezza. Lo stress si propaga infatti attraverso diversi canali. Il primo è quello interbancario: se una banca non riesce a rimborsare i propri debiti, le perdite si trasferiscono immediatamente agli istituti creditori. Un secondo meccanismo è il cosiddetto fire-sale channel: quando un intermediario è costretto a liquidare rapidamente i propri attivi, i prezzi scendono e questo colpisce anche gli altri operatori che detengono gli stessi strumenti. Un ulteriore canale è quello delle aspettative: anche le banche non direttamente coinvolte possono subire sfiducia da parte di investitori, depositanti e controparti, con il rischio di corse agli sportelli o di contrazione del credito. Questi elementi delineano una rete di fragilità che, in caso di shock, può trasformarsi in un potente veicolo di contagio sistemico. La dipendenza da stress emerge con particolare

intensità nelle fasi di turbolenza: in condizioni normali le perdite delle banche possono sembrare relativamente indipendenti, ma nelle crisi la correlazione aumenta in modo non lineare, portando le istituzioni a muoversi tutte nella stessa direzione. Ciò dimostra che i rischi non sono semplicemente sommabili, ma assumono una dimensione collettiva che rende l'intero sistema molto più vulnerabile di quanto appaia osservando i singoli bilanci. Per questo motivo l'analisi del rischio sistemico richiede strumenti capaci di cogliere queste dinamiche estreme, poiché le misure tradizionali basate sulle correlazioni medie non sono sufficienti. Le autorità di vigilanza hanno riconosciuto progressivamente questo problema, introducendo misure regolamentari specifiche. La complessità aumenta se si considera che la dipendenza da stress riguarda anche attori non bancari, come fondi pensione, assicurazioni e fondi di investimento. Pur non essendo soggetti agli stessi vincoli prudenziali, questi operatori hanno acquisito un peso crescente nei mercati e possono diventare fonti di instabilità, soprattutto quando assumono rischi elevati o sono fortemente collegati al sistema bancario. La crisi del 2008 ha mostrato chiaramente come fondi hedge altamente indebitati e legati a strumenti complessi abbiano amplificato la turbolenza, evidenziando i limiti di un approccio regolamentare concentrato solo sulle banche. Guardando al futuro, la digitalizzazione e l'ingresso di operatori fintech e big tech pongono nuove sfide. Pur non essendo banche tradizionali, controllano segmenti cruciali della rete finanziaria, come pagamenti e credito online, creando ulteriori canali di contagio che, in assenza di regole uniformi, possono aumentare la dipendenza da stress. A questi rischi si aggiungono le pressioni macroeconomiche derivanti dall'aumento dei tassi di interesse, dalle tensioni geopolitiche e dalla transizione energetica, che possono colpire simultaneamente un gran numero di istituzioni. In definitiva, la dipendenza da stress non è un fenomeno marginale ma una chiave di lettura essenziale del rischio sistemico. Garantire la stabilità non significa soltanto monitorare i bilanci individuali, ma richiede un'attenzione costante alle interconnessioni, ai meccanismi di contagio e alle reazioni collettive che emergono nelle fasi di crisi. Solo un approccio sistemico, supportato da strumenti analitici avanzati e da un quadro regolamentare in evoluzione, può assicurare che il sistema finanziario sia in grado di resistere a shock estremi e continuare a svolgere il suo ruolo a sostegno dell'economia reale.

2.2 Esternalità, Effetti Spillover e Impatto Sistemico

In questa sezione analizzo il concetto di esternalità e gli effetti spillover nel contesto del sistema bancario, esplorando come le interconnessioni tra le singole istituzioni possano influenzare la stabilità complessiva; in particolare, possiamo dire che la salute del sistema bancario nel suo complesso è una composizione della solidità finanziaria di ciascuna banca individuale, che a sua volta dipende da una serie di fattori, sia idiosincratici¹ che aggregati². I rischi di credito e di liquidità assunti da ciascuna banca costituiscono la fonte principale delle differenze idiosincratiche tra gli istituti di credito, mentre il ciclo economico, la presenza di bolle speculative nei mercati del credito e altre condizioni macroeconomiche influenzano il sistema bancario nel suo insieme. Un'analisi del rischio sistemico che si limiti a una funzione ridotta dei soli fattori aggregati assume implicitamente che i fattori idiosincratici siano meri shock indipendenti, che offuscano il contenuto fondamentale dell'analisi, derivato principalmente dal contesto macroeconomico. Adottando questa prospettiva, si ritiene che le perturbazioni individuali siano relativamente trascurabili rispetto alle forze aggregate, le quali determinano il quadro generale dei rischi sistemici. Un esempio paradigmatico di questo approccio è l'analisi della crisi dei mutui subprime negli Stati Uniti. In molte narrazioni economiche e finanziarie relative a tale crisi, l'attenzione si concentra sulla bolla immobiliare e sulle problematiche legate agli incentivi per mutuatari e istituti di credito. La crescita esponenziale del mercato immobiliare, sostenuta da politiche di prestito eccessivamente permissive, ha condotto a una sovravalutazione dei prezzi delle case. Quando la bolla è scoppiata, il crollo dei prezzi immobiliari ha scatenato un'ondata di insolvenze tra i mutuatari e ha messo sotto pressione il sistema finanziario, portando alla crisi del credito e a un collasso più generale dei mercati finanziari. Da questa prospettiva, il rischio per il sistema bancario statunitense può essere interpretato come la conseguenza di uno shock aggregato che ha avuto ripercussioni diffuse su tutte le istituzioni finanziarie, amplificandosi attraverso il sistema. Tuttavia, dal punto di vista dei regolatori finanziari, questo approccio macroeconomico al rischio sistemico risulta incompleto e fornisce poche indicazioni su come rendere il sistema bancario più resiliente a tali shock. Le banche operano in una rete sempre più

¹Rischi specifici di una singola istituzione o di un singolo attivo, non correlati all'andamento generale del sistema.

²Rischi che emergono a livello di sistema quando i comportamenti individuali si sommano e generano effetti collettivi, talvolta amplificando lo shock iniziale.

interconnessa, nella quale un singolo shock idiosincratICO ha un potenziale crescente di trasmettersi lungo la catena di interdipendenze e propagarsi all'intero sistema. È proprio questa struttura di interconnessioni tra istituzioni finanziarie e le relative implicazioni per il sistema nel suo complesso a definire il concetto di rischio sistemico. Il rischio sistemico presenta due proprietà fondamentali: (1) nasce a livello della singola banca ed è quindi concettualmente di natura microeconomica, e (2) la sua rilevanza è determinata dall'impatto che ha sull'intero sistema bancario e finanziario. In sintesi, il rischio sistemico è un rischio microeconomico che si amplifica fino a diventare un problema macroeconomico. Dato questa definizione, il rischio sistemico può essere concettualmente assimilato alla nozione di esternalità. Un'istituzione finanziaria che ha una rilevanza sistemica maggiore può essere vista come un soggetto che genera esternalità nei confronti delle altre banche e, più in generale, dell'intero sistema finanziario. Le conseguenze economiche e sociali del fallimento di una banca non si limitano ai suoi azionisti, ma dipendono in modo cruciale dall'importanza sistemica della banca stessa. Anche se ci possono essere divergenze di opinione riguardo alla dimensione di tali esternalità, la loro esistenza non è mai stata messa in discussione. Uno degli obiettivi fondamentali della regolamentazione bancaria è quello di internalizzare queste esternalità e minimizzare ex ante i potenziali costi sociali derivanti da un fallimento bancario. Le implicazioni politiche e regolamentari di questa prospettiva sono chiare: le banche che hanno una maggiore importanza sistemica, ovvero quelle che generano più esternalità, devono essere soggette a una regolamentazione e a un monitoraggio più stringente. Questo tipo di regolamentazione basata sul rischio non solo consente ai regolatori di concentrare le risorse su istituzioni che presentano le minacce maggiori per la stabilità finanziaria, ma ha anche il vantaggio di incentivare le banche a internalizzare i costi che il loro comportamento impone al sistema. In altre parole, nel definire le proprie strategie di business, le banche devono considerare i benefici privati derivanti dall'essere "troppo grandi per fallire" (too big to fail) o "troppo sistemiche per fallire" (too systemic to fail), e pesarli rispetto ai costi aggiuntivi imposti da una regolamentazione più severa. Se il livello di regolamentazione è calibrato correttamente per riflettere le esternalità prodotte dalle singole banche, il benessere sociale complessivo può essere migliorato rispetto a un regime di regolamentazione uniforme per tutte le istituzioni finanziarie. Tuttavia, sebbene il principio di una regolamentazione basata sul rischio sia concettualmente convincente, la sua applicazione pratica presenta numerose sfide tecniche. Una questione particolarmente critica riguarda la misurazione del rischio sistemico:

come si può quantificare il potenziale impatto di una singola banca sull'intero sistema? Il metodo più diretto consiste nell'analizzare i dettagli delle interconnessioni tra le banche esaminando i loro bilanci e mappando le relazioni di interdipendenza tra le istituzioni finanziarie. Questo approccio, basato su un'analisi contabile, presenta un evidente vantaggio, in quanto permette di costruire una visione dettagliata del network finanziario e delle sue vulnerabilità. Tuttavia, il successo di questa metodologia dipende in larga misura dalla capacità dei regolatori di interpretare rapidamente le implicazioni di queste interconnessioni nel contesto delle mutevoli condizioni macroeconomiche. Un'alternativa al metodo contabile sarebbe quella di sviluppare misure più sofisticate per quantificare il rischio di spillover, ossia il rischio che il fallimento di una banca si propaghi ad altre istituzioni finanziarie. Tuttavia, al momento, strumenti affidabili per la misurazione di questi rischi rimangono relativamente scarsi e incompleti. La difficoltà principale risiede nel fatto che il rischio sistemico non è semplicemente la somma dei rischi individuali, ma dipende dalla struttura delle interconnessioni nel sistema finanziario e dal modo in cui le crisi si diffondono attraverso i mercati e le istituzioni. Dunque, la stabilità del sistema bancario dipende sia da fattori macroeconomici che da fattori idiosincratici, e il rischio sistemico rappresenta il punto di intersezione tra queste due dimensioni. La regolamentazione bancaria deve affrontare il problema delle esternalità generate dalle banche sistemicamente importanti e trovare un equilibrio tra incentivi privati e costi sociali.

2.3 La Modellizzazione delle Reti Finanziarie

La modellizzazione in termini di rete consente di rappresentare il sistema finanziario come un insieme di unità interagenti e di studiare, con strumenti matematici, la trasmissione di shock, la stabilità e l'emergere del rischio sistemico. L'idea di fondo è semplice: istituzioni come banche, fondi, mercati o controparti di derivati sono descritte da *nodi*, mentre i loro rapporti di scambio (prestiti interbancari, posizioni in derivati, partecipazioni, linee di liquidità, scambi di collateral) sono codificati da *archi*, eventualmente orientati e pesati. Tale rappresentazione non è meramente descrittiva: racchiude già una dinamica di propagazione. Un default locale, un prosciugamento di liquidità o uno shock di prezzo possono viaggiare lungo gli archi, amplificarsi su strutture dense e tornare indietro attraverso cicli, generando effetti non lineari a livello di sistema.

Teoria dei grafi per reti finanziarie

Formalmente, una rete può essere rappresentata come un grafo orientato (eventualmente pesato) $G = (V, E)$, in cui V è l'insieme dei nodi e $E \subseteq V \times V$ l'insieme degli archi. Ordinando i nodi, le connessioni si descrivono tramite la *matrice di adiacenza* $A \in \{0, 1\}^{|V| \times |V|}$, definita come

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se esiste un arco da } i \text{ a } j \text{ (cioè se } i \text{ è esposto verso } j), \\ 0 & \text{in caso contrario.} \end{cases}$$

Quando non conta solo l'esistenza ma anche l'intensità del legame, si utilizza una matrice dei pesi $W = (w_{ij})$ con $w_{ij} \geq 0$, che può misurare esposizioni creditizie, linee di finanziamento, nozioni di derivati o altri indicatori economici della relazione.

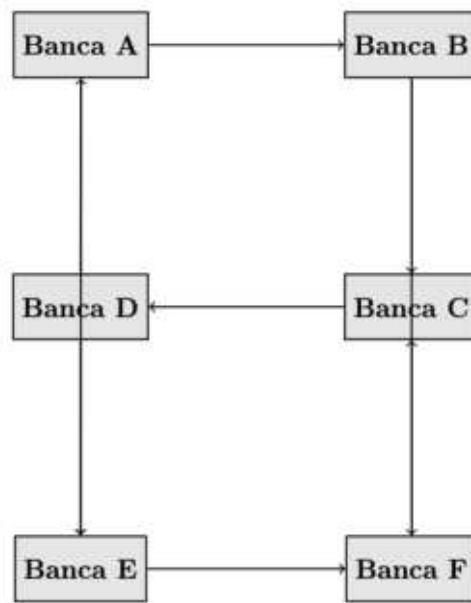


Figura 2.1: Esempio di rete interbancaria con sei banche (A–F) e legami direzionali di credito.

Esempio (rete della Figura 2.1). Indicizzando i nodi come $\{A, B, C, D, E, F\}$, la rete in Figura 2.1 si traduce nella matrice di adiacenza:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Per ciascun nodo i si distinguono:

$$k_i^{\text{out}} = \sum_j A_{ij}, \quad k_i^{\text{in}} = \sum_j A_{ji},$$

ossia il *grado uscente* (numero di prestiti erogati) e il *grado entrante* (numero di finanziamenti ricevuti). Nel nostro esempio:

$$k^{\text{out}} = (3, 2, 2, 2, 1, 1), \quad k^{\text{in}} = (1, 1, 2, 2, 2, 3),$$

con $m = \sum_i k_i^{\text{out}} = 11$ archi totali.

Dal punto di vista economico, la banca F è particolarmente esposta (tre controparti la finanziano), mentre A ha un ruolo periferico sul lato passivo ma centrale come erogatore di liquidità. Un risultato importante è che $(A^k)_{ij}$ indica quanti *percorsi orientati di lunghezza* k collegano il nodo i al nodo j . Nell'esempio:

$$A^2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (A^2)_{1,6} = 2.$$

Ciò significa che dalla banca A alla banca F esistono due percorsi di due passi ($A \rightarrow B \rightarrow F$ e $A \rightarrow E \rightarrow F$).

Questa proprietà è fondamentale: conoscendo A^k , si può stimare quanti canali alternativi permettono a uno shock di diffondersi entro k passaggi. Più percorsi esistono e più il contagio trova vie di propagazione nel sistema.

Metriche di Centralità. Un primo indicatore di importanza di un nodo è la *centralità di grado*, definita come

$$k_i = k_i^{\text{in}} + k_i^{\text{out}},$$

che misura il numero complessivo di connessioni in entrata e in uscita (spesso normalizzato per $N - 1$). Un grado elevato segnala nodi che possono amplificare il contagio. Per tener conto della posizione del nodo nell'intera rete si usano altre metriche. La *centralità di vicinanza* valuta quanto un nodo sia vicino agli altri in termini di cammini minimi:

$$C^{\text{clo}}(i) = \frac{N - 1}{\sum_{j \neq i} d(i, j)},$$

dove $d(i, j)$ è la distanza orientata più breve. Nel nostro esempio, per la banca A si ottiene $C^{\text{clo}}(A) = 5/7$, il valore più alto, a indicare che può influenzare rapidamente il resto del sistema. La *centralità di intermediazione* (*betweenness*) misura invece quante volte un nodo si trova lungo i percorsi minimi tra altre coppie:

$$C^{\text{bet}}(i) = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}},$$

con σ_{st} numero di geodetiche tra s e t e $\sigma_{st}(i)$ quelle che passano per i . Nelle reti interbancarie, valori alti identificano nodi-ponte la cui caduta spezzerebbe molti canali di rifinanziamento.

Coefficiente di Clustering. Per valutare la coesione locale si usa il *coefficiente di clustering*, che cattura quanto i vicini di un nodo siano collegati tra loro:

$$C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)},$$

dove k_i è il numero di vicini ed e_i i legami presenti tra essi. Nel grafo della Figura 2.1 ogni banca ha tre vicini, con un solo legame fra di essi, per cui $C_i = 1/3$. Un clustering elevato crea circuiti locali che possono favorire retroazioni e aumentare il rischio di cascata.

Connettività Spettrale e Contagio. La coesione globale si analizza con la *matrice laplaciana* $L = D - U$, dove U è l'adiacenza non orientata e D la matrice dei gradi. L'autovalore $\lambda_2(L)$ indica la connettività algebrica: più è grande, più la rete è coesa. Se consideriamo una dinamica lineare di contagio

$$x_{t+1} = \beta A x_t + s, \quad x_0 = s,$$

con β intensità di trasmissione, la stabilità dipende dal raggio spettrale $\rho(A)$. La propagazione rimane limitata se $\beta < 1/\rho(A)$, mentre oltre tale soglia anche piccoli shock possono amplificarsi. Per la rete in Figura 2.1, con $\rho(A) \approx 1.67$, il valore critico è circa $\beta^* = 0.60$.

2.3.1 La Diffusione del Contagio

In una rete finanziaria, un singolo shock (perdita, crisi di liquidità o default) può estendersi oltre le controparti dirette e raggiungere nodi collegati solo in modo indiretto. Comprendere quando e quanto questo effetto si amplifica è essenziale per valutare la stabilità complessiva del sistema. Questo tema sarà approfondito nel Capitolo 4, dove studierò la propagazione del contagio e le sue implicazioni per la solidità del sistema bancario.

Il contagio dipende essenzialmente da tre fattori principali: (i) la *struttura* delle connessioni tra banche, (ii) la *forza* dei legami economici, (iii) i comportamenti reattivi come *vendite forzate*, *margin calls* e *corse alla liquidità*. Una rete ben distribuita tende a contenere gli shock, mentre una rete concentrata li amplifica, trasformando problemi locali in crisi sistemiche. Il mercato interbancario nasce per condividere liquidità, ma può diventare un canale di contagio. Ogni banca decide quanta parte della raccolta D destinare ad attività liquide L o illiquide I :

$$D = L + I. \tag{2.1}$$

Shock improvvisi riducono la liquidità disponibile; se più banche affrontano la stessa tensione, il ricorso al mercato interbancario non basta e il problema si diffonde lungo i legami. La matrice di adiacenza A (o dei pesi W) descrive i collegamenti. Reti *complete* (molti legami) distribuiscono lo shock ma lo propagano a più attori; reti *incomplete* concentrano il contagio su pochi cluster fragili.

La teoria dei grafi mostra come hub, percorsi minimi e cicli locali influenzino la velocità della diffusione. Si può immaginare un processo a passi discreti $t = 0, 1, 2, \dots$: se non esistono connessioni ($c = 0$) gli shock generano default immediati; se $c > 0$, il rifinanziamento è possibile ma, se la capacità della rete è insufficiente, si innescano fallimenti a catena. La matrice di connettività J rappresenta i legami attivi.

In sintesi, la propagazione dipende da: (i) densità dei collegamenti, (ii) riserve di capitale e liquidità, (iii) intensità dei legami, (iv) comportamenti collettivi.

2.3.2 La Funzione Generatrice

La funzione generatrice collega la distribuzione dei gradi di una rete con la probabilità che un evento locale evolva in contagio sistemico, cioè nella formazione di un “cluster gigante”.

Distribuzione dei Gradi Se $P(k)$ è la probabilità che un nodo abbia grado k , la funzione generatrice è

$$G_0(x) = \sum_{k=0}^{\infty} P(k)x^k. \quad (2.2)$$

Da essa si ricavano proprietà come: normalizzazione $G_0(1) = 1$, grado medio $\langle K \rangle = G'_0(1)$, varianza della distribuzione dei gradi.

Soglia Critica Il rischio di cascata dipende dal parametro

$$\kappa = \frac{\langle K^2 \rangle}{\langle K \rangle} - 1. \quad (2.3)$$

Se una frazione ϕ di nodi è vulnerabile, il contagio sistemico si verifica quando

$$\phi \cdot \kappa > 1. \quad (2.4)$$

In pratica: se la rete è poco connessa ($\kappa < 1$) le cascate restano limitate; se è molto connessa ($\kappa > 1$) può emergere un cluster gigante che coinvolge gran parte del sistema.

2.3.3 Caso Poisson

Setup del Modello Consideriamo una rete interbancaria casuale in cui il numero di controparti per ogni banca segue una distribuzione di Poisson con media λ :

$$K \sim \text{Poisson}(\lambda).$$

Qui $\lambda = \langle K \rangle$ rappresenta la *connettività media*: in media, ogni banca è collegata a λ altre banche. Uno shock iniziale (default o illiquidità) colpisce una banca e può trasmettersi alle sue controparti con probabilità $\phi \in [0, 1]$. Il parametro ϕ riflette la *vulnerabilità dei*

legami: valori alti significano buffer di capitale o liquidità insufficienti, garanzie fragili o esposizioni molto grandi. La dinamica complessiva è ben rappresentata da un *branching process*: ogni banca colpita può contagiare altre, che a loro volta contagiano le proprie controparti.

Funzione Generatrice e Momenti Per la distribuzione di Poisson la funzione generatrice dei gradi è

$$G_0(x) = \mathbb{E}[x^K] = \exp(\lambda(x - 1)).$$

Questa funzione permette di calcolare media e varianza:

$$G'_0(1) = \lambda \quad (\text{grado medio}), \quad G''_0(1) = \lambda^2 \quad (\text{secondo momento}).$$

Una proprietà cruciale del caso Poisson è che la distribuzione vista “seguendo un arco” rimane Poisson con la stessa media λ : questo semplifica molto il calcolo delle soglie.

Numero di Riproduzione del Contagio Ogni banca contagiata prova a trasmettere lo shock ai suoi vicini, ma solo con probabilità ϕ . In media, quindi, il numero di nuove banche colpite da una banca già contagiata è

$$\mathcal{R} = \phi \cdot G'_1(1) = \phi\lambda.$$

Questo è l’analogo del “numero di riproduzione di base” nelle epidemie: se $\mathcal{R} \leq 1$ il contagio si spegne, se $\mathcal{R} > 1$ può diffondersi.

Soglia di Contagio

Proposizione 2.3.1 (Condizione di contagio Poisson). *In una rete Poisson, il contagio bancario diventa sistemico se*

$$\phi\lambda > 1.$$

In altre parole: più è alta la vulnerabilità (ϕ) o più la rete è connessa (λ), più cresce il rischio che uno shock locale si trasformi in crisi diffusa.

Cascata Media Sotto Soglia Se $\phi\lambda < 1$, la dimensione media della cascata (numero atteso di banche coinvolte) è

$$\mathbb{E}[\text{cascata}] = \frac{1}{1 - \phi\lambda}.$$

All'aumentare di $\phi\lambda$ verso 1, la cascata media cresce rapidamente (*critical slowing down*): il sistema diventa sempre più fragile.

Esempio Numerico Supponiamo una rete con connettività media $\lambda = 3$ (ogni banca ha 3 controparti in media). Se la probabilità di trasmissione è $\phi = 0.25$, si ha:

$$\mathcal{R} = \phi\lambda = 0.75 < 1 \quad \Rightarrow \quad \mathbb{E}[\text{cascata}] = \frac{1}{1-0.75} = 4.$$

Lo shock medio resta contenuto. Se invece ϕ sale a 0.35 (stessa rete):

$$\mathcal{R} = 1.05 > 1,$$

il sistema supera la soglia: diventa probabile la formazione di un *cluster gigante*, cioè una cascata che coinvolge larga parte della rete.

Collegamento al Modello Generale. Nel modello configurazionale, la soglia dipende da

$$\kappa = \frac{\langle K^2 \rangle}{\langle K \rangle} - 1.$$

Per Poisson, $\langle K^2 \rangle = \lambda^2 + \lambda$, quindi $\kappa = \lambda$. La condizione generale $\phi\kappa > 1$ si riduce così a $\phi\lambda > 1$.

Implicazioni di Policy. La condizione $\phi\lambda > 1$ mostra che il rischio sistemico dipende dal prodotto *vulnerabilità* $\times$ *connettività media*. Le autorità possono ridurre il rischio in due modi: i) abbassare ϕ (più capitale e liquidità, limiti alle esposizioni, collateral di qualità); ii) ridurre λ (meno legami critici, reti meno dense). Entrambe le strategie servono a evitare che uno shock locale si trasformi in una crisi bancaria generalizzata. Nel Capitolo 4 analizzo concretamente questo fenomeno portando un caso di studio reale che implica l'uso di reti finanziarie per analizzare le interconnessioni tra banche e la velocità di propagazione del rischio.

2.3.4 Simulazioni Rete e Contagio Bancario

In questa sezione ho voluto analizzare su `Python` quanto discusso nei paragrafi precedenti, prendendo in considerazione un set di banche internazionali che verrà mantenuto anche per le analisi dei capitoli successivi. Ho raccolto i dati di mercato di questi istituti e, a partire dai prezzi azionari degli ultimi tre anni e gli indicatori presenti in tabella 6.1, ho costruito la rete reale delle correlazioni tra i rendimenti. Applicando una soglia di correlazione pari a 0.6 ho ottenuto una rete composta da 27 nodi e 48 archi, che rappresenta in modo sintetico le interconnessioni più significative tra le banche considerate. Per ciascuna banca ho poi simulato la diffusione di uno shock finanziario, assumendo una probabilità di contagio pari a $\phi = 0.25$. L'obiettivo è stato quello di verificare come un default o una crisi in un istituto possa propagarsi lungo la rete, generando una cascata di altri fallimenti. Dalle simulazioni sono emerse tre misure chiave: la *cascata media*, che rappresenta il numero medio di banche contagiate; la *probabilità sistemica*, ossia la frequenza con cui il contagio coinvolge almeno il 30% della rete; e la *velocità di contagio*, che quantifica la rapidità con cui lo shock si propaga. I risultati mostrano chiaramente che alcune banche europee giocano un ruolo centrale e hanno un impatto potenzialmente molto elevato sulla stabilità del sistema. Intesa Sanpaolo, Deutsche Bank, ING Groep e BNP Paribas emergono come istituti con cascata media elevata, valori compresi tra 7 e 8, e una probabilità sistemica superiore al 40%. Ciò significa che uno shock originato in questi nodi ha una probabilità significativa di generare un contagio diffuso. Anche la velocità di contagio per queste banche è tra le più alte, con valori che superano 30, a conferma della loro posizione centrale nella rete. Al contrario, altre banche più periferiche come la National Bank of Greece, Eurobank, Goldman Sachs o JPMorgan mostrano cascata media vicina a 1, probabilità sistemica prossima allo zero e una velocità di propagazione molto ridotta. Questo indica che, pur essendo attori importanti a livello globale, nel contesto di correlazioni azionarie europee hanno un impatto marginale sulla trasmissione del rischio. Il grafico della rete reale conferma visivamente queste evidenze: i nodi più centrali e colorati più intensamente corrispondono alle banche sistemiche appena citate, mentre i nodi più chiari si collocano ai margini del grafo e risultano meno connessi. Si nota quindi come il rischio non sia distribuito uniformemente, ma piuttosto concentrato su alcuni grandi gruppi che fungono da veri e propri hub di contagio.

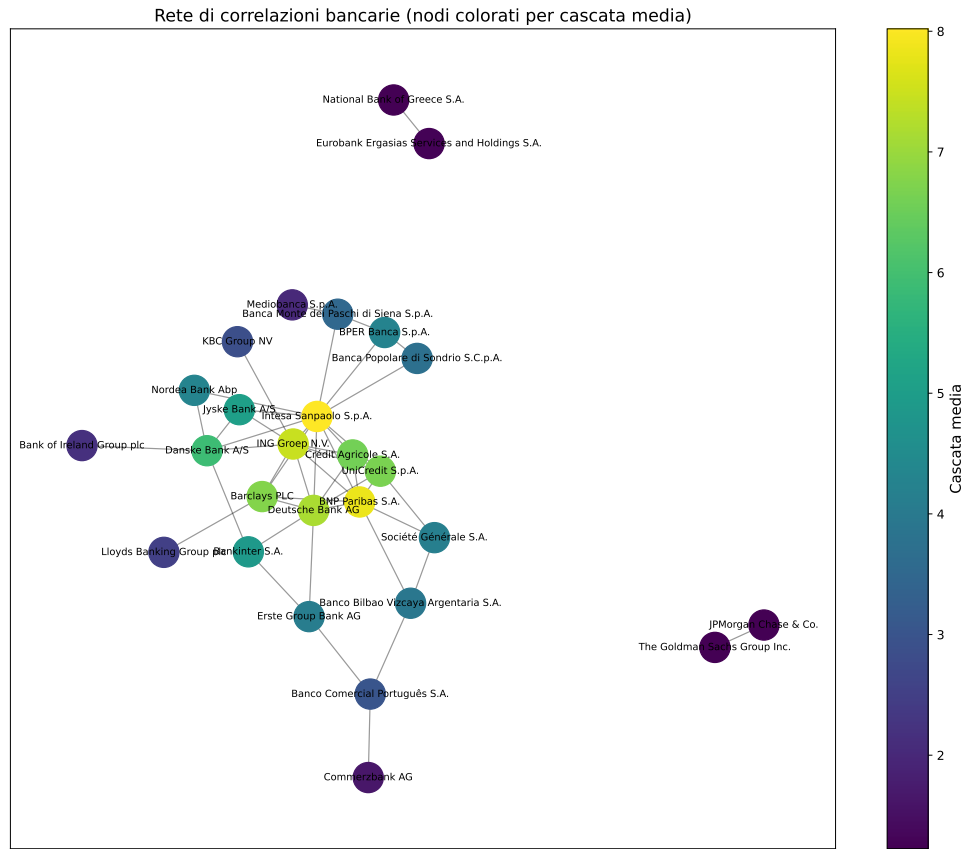


Figura 2.2: Rete di correlazioni bancarie con nodi colorati in base alla cascata media

Il confronto con il modello teorico basato su un grafo di tipo Poisson, con grado medio $\lambda = 3$, mostra una dinamica profondamente diversa. In questo caso la funzione generatrice $G_0(x) = \exp(\lambda(x - 1))$ suggerisce che la condizione di contagio sistemico si verifica quando $\phi \cdot \lambda > 1$. Con $\phi = 0.25$ e $\lambda = 3$ il prodotto risulta inferiore a uno, e dunque il contagio non diventa sistemico. Mentre nella rete reale la struttura di correlazioni porta alla formazione di cluster che favoriscono la propagazione di shock, nella rete casuale il rischio rimane contenuto. È quindi la topologia della rete, e non solo la probabilità di contagio, a determinare la vulnerabilità complessiva del sistema finanziario.

L'analisi condotta mi ha permesso di integrare due prospettive differenti: da un lato la struttura delle correlazioni azionarie tra le principali banche europee e internazionali, dall'altro i loro indicatori economico-finanziari. In questo modo è stato possibile osservare non solo quali istituti si collocano in posizione centrale nella rete del contagio, ma anche comprendere come i fondamentali di bilancio possano contribuire alla loro maggiore o minore vulnerabilità. Intesa Sanpaolo, ING Groep, Deutsche Bank e BNP Paribas registrano valori elevati di cascata media, superiori a sette, con probabilità sistemiche vicine o oltre il 45%. La loro centralità nella rete reale è coerente con le dimensioni patrimoniali e con il ruolo sistemico che svolgono nei rispettivi mercati di riferimento. Deutsche Bank, ad esempio, presenta un livello molto alto di crediti deteriorati (quasi il 10%), che amplifica la fragilità del bilancio e aumenta il rischio di contagio. ING mostra un ROE del 16,8%, segno di buona redditività, ma la sua forte interconnessione e l'elevata esposizione creditizia la collocano tra gli istituti più rischiosi per diffusione del contagio. BNP Paribas e Intesa Sanpaolo combinano solidi indicatori patrimoniali con una posizione di assoluto rilievo in Europa, il che spiega perché uno shock originato in questi nodi possa generare effetti sistemici particolarmente estesi. Al contrario, banche come Goldman Sachs, JPMorgan, HSBC e alcune istituzioni greche (National Bank of Greece ed Eurobank) risultano marginali nel contagio, con cascata media prossima a uno e probabilità sistemica nulla. Questo non significa che siano banche poco rilevanti, ma che nel contesto delle correlazioni europee considerate non svolgono un ruolo di propagazione del rischio. Goldman Sachs e JPMorgan, pur avendo capitalizzazioni elevate, mostrano infatti minori correlazioni con i gruppi europei, mentre le banche greche restano sostanzialmente isolate rispetto agli hub continentali. Infine, è interessante osservare che banche con alti livelli di leva o crediti deteriorati, come Commerzbank e Bank of Ireland, non risultano particolarmente sistemiche nella rete. Ciò suggerisce che la vulnerabilità individuale non sempre coincide con la capacità di trasmettere shock: è la posizione topologica nel grafo delle correlazioni a determinare il grado di rischio sistemico. In sintesi, i risultati confermano l'importanza di combinare indicatori di bilancio e analisi di rete per comprendere appieno la dinamica del contagio e individuare gli istituti realmente in grado di amplificare shock finanziari.

Ticker	Cascata Media	Prob. Sistemica	Velocità Contagio
ACA.PA	6.380	0.380	25.52
BNP.PA	7.235	0.425	28.94
DBK.DE	7.535	0.475	30.14
INGA.AS	7.790	0.470	31.16
ISP.MI	8.345	0.515	33.38
UCG.MI	6.615	0.365	26.46
BARC.L	6.595	0.395	26.38
LLOY.L	2.740	0.125	10.96
BBVA.MC	3.600	0.180	14.40
BCP.LS	2.545	0.060	10.18
GLE.PA	4.345	0.210	17.38
CBK.DE	1.580	0.030	6.32
EBS.VI	4.285	0.200	17.14
BIRG.IR	2.595	0.100	10.38
DANSKE.CO	6.145	0.335	24.58
BKT.MC	4.645	0.250	18.58
BMPS.MI	3.835	0.185	15.34
BPE.MI	4.015	0.180	16.06
MB.MI	1.795	0.035	7.18
BPSO.MI	3.820	0.190	15.28
JYSK.CO	4.880	0.285	19.52
NDA-FI.HE	4.005	0.220	16.02
ETE.AT	1.175	0.000	4.70
EUROB.AT	1.230	0.000	4.92
GS	1.230	0.000	4.92
JPM	1.225	0.000	4.90
KBC.BR	2.480	0.105	9.92

Tabella 2.1: Risultati della simulazione di contagio sulla rete reale di banche (ticker al posto dei nomi). La rete è composta da 27 nodi e 48 archi. Il confronto con il caso Poisson mostra che la funzione generatrice è $G_0(x) = \exp(\lambda(x-1))$, il grado medio è $\lambda = 3$ e la soglia critica di contagio sistemico si verifica quando $\phi \cdot \lambda > 1$.

Capitolo 3

Metodologie di Misurazione del Rischio Sistemico

Perché le politiche di prevenzione e gestione del rischio sistemico possano funzionare davvero, è necessario che questo rischio non sia soltanto definito in teoria, ma anche misurabile in modo chiaro e preciso. La possibilità di quantificarlo è infatti la base per garantire la responsabilità delle autorità di vigilanza e per consentire interventi preventivi tempestivi. Da un lato, la misurazione *ex post* serve a ricostruire, attraverso i dati storici, come e perché si siano verificati episodi di instabilità finanziaria. In questo modo le autorità possono valutare l'efficacia delle misure adottate, capire i limiti degli strumenti usati e riconoscere le situazioni di maggiore vulnerabilità del sistema, traendo insegnamenti per il futuro. Dall'altro lato, la prevenzione richiede un approccio *ex ante*, basato su indicatori capaci di rilevare segnali di squilibrio prima che si trasformino in una crisi. Infatti, il sistema finanziario può restare per molto tempo sotto pressione, con eccessi di leva o squilibri nascosti nei bilanci, senza che questi generino subito instabilità evidente. Tuttavia, quando lo shock si concretizza e si diffonde attraverso i canali di interconnessione, può essere ormai troppo tardi per adottare misure correttive realmente efficaci. Per questa ragione, gli strumenti di misurazione prospettica sono fondamentali per costruire un quadro di allerta precoce e per supportare la funzione macroprudenziale. In questo contesto, la sfida principale consiste nello sviluppare indicatori che riescano a combinare entrambe le dimensioni: da un lato la capacità descrittiva degli episodi storici (*ex post*), dall'altro la funzione predittiva e preventiva (*ex ante*). Solo integrando queste due prospettive è possibile fornire un quadro coerente delle vulnerabilità sistemiche e delle possibili traiettorie di

contagio. La letteratura più recente sottolinea inoltre come il rischio sistemico non possa essere analizzato con strumenti puramente lineari: la complessità delle interconnessioni finanziarie, la presenza di fenomeni di contagio non lineare e la rilevanza delle code distributive rendono indispensabile l'utilizzo di metodologie avanzate, come le misure basate su quantili condizionali (CoVaR e ΔCoVaR), i modelli copula e le simulazioni di stress. Questi strumenti permettono di cogliere la natura dinamica e interdipendente dei mercati, offrendo alle autorità di vigilanza una base più solida per decisioni tempestive ed efficaci. Dunque, la misurazione del rischio sistemico consente di trasformare un concetto astratto, ossia la possibilità che uno shock locale si propaghi fino a compromettere l'intero sistema finanziario, in strumenti concreti e operativi. Attraverso indicatori e metodologie quantitative è possibile osservare e confrontare le vulnerabilità del sistema, fornendo una base utile sia per l'analisi scientifica sia per le decisioni delle autorità di controllo. L'efficacia della vigilanza macroprudenziale dipende in larga misura dalla capacità di rendere visibili e valutabili i rischi collettivi.

3.1 Indicatori di Rischio Sistemico

Quando si parla di rischio sistemico, ci si riferisce ad un concetto che non è mai univoco né facilmente riducibile ad una sola dimensione. Nella mia analisi, preferisco distinguere tre aspetti principali: la **correlazione**, cioè la tendenza delle istituzioni finanziarie ad essere esposte agli stessi fattori di rischio; la **prociclicità**, che riflette il fatto che il rischio non è costante ma varia nel tempo e tende ad amplificarsi nelle fasi di instabilità; e infine gli **effetti network**, legati alle interconnessioni reciproche che rendono possibile il contagio tra istituzioni diverse. Per concretizzare queste dimensioni si può ricorrere a diversi indicatori: alcuni immediati, come rapporti di leva, spread creditizi o quotazioni di mercato; altri più complessi, come correlazioni condizionali, *cluster analysis*, misure di tail risk e stress test.

Tabella 3.1: Esempi di indicatori di rischio sistemico

Dimensione	Indicatore base	Indicatori avanzati
Macro-indicatori		
	Aggregati macro-creditizi	<i>Stress tests macro</i>
	Misure di sostenibilità del debito	
Indicatori patrimoniali		
	Rapporti di leverage e capitalizzazione	<i>Distance-to-default, stress tests micro</i>
	Mismatch di scadenze e valutario	
	Qualità dell'indebitamento	<i>Cluster analysis, correlazioni condizionali</i>
Indicatori di mercato		
	Quotazioni e volatilità dei prezzi	<i>Option-iPoD, misure di tail risk</i>
	Spread CDS e premi al rischio	<i>Analisi di skewness, kurtosis, gamma</i>
	Marginazione e haircuts	<i>CoVaR, Co-Risk analysis</i>
	Spreads sul credito	<i>Modelli multivariati time-varying</i>

Questa classificazione ci aiuta a chiarire come il rischio sistemico possa essere osservato da angolature diverse: attraverso i dati macro, gli indicatori patrimoniali o le informazioni di mercato. Naturalmente nessuno di questi strumenti, preso singolarmente, è in grado di catturare l'intera complessità del sistema. Tuttavia, se combinati tra loro, permettono di avere una visione più ricca e articolata delle vulnerabilità che si accumulano nel tempo.

3.1.1 Indicatori Time-Varying di Rischio Sistemico

Gli indicatori economici e finanziari di base, sia a livello macro che micro, si aggiornano con cadenza mensile, trimestrale o annuale e guardano soprattutto a ciò che è già accaduto¹. Per questo hanno una capacità limitata di prevedere eventi futuri. Tuttavia, osservandone l'andamento nel tempo, è possibile individuare segnali di squilibrio che richiamano situazioni di crisi già viste, stabilendo soglie di attenzione oltre le quali aumenta il rischio di instabilità. A livello macroeconomico, due indicatori sono particolarmente utili: il rapporto tra credito al settore privato e PIL² e l'andamento dei prezzi degli asset come azioni e immobili. Se i prezzi crescono troppo rispetto ai valori reali dell'economia, si rischia la formazione di bolle speculative. Questi strumenti permettono di cogliere segnali anche con anni di anticipo, ma non indicano il momento preciso in cui scoppierà una crisi. Per previsioni a breve termine si usano invece indicatori basati sui mercati finanziari, come

¹Si tratta di dati storici che fotografano la situazione passata, non quella futura.

²Un forte aumento del credito rispetto al PIL segnala un'eccessiva dipendenza dall'indebitamento.

gli spread dei Credit Default Swaps (CDS)³ o i premi delle opzioni azionarie, che riflettono le aspettative del mercato sulla probabilità di default (*i-PoD*, implicit Probability of Default). Questi indicatori, più rapidi e sensibili, segnalano tensioni con poche settimane o mesi di anticipo, ma si concentrano soprattutto sulle singole istituzioni senza cogliere le connessioni tra esse. Per questo sono state sviluppate misure che stimano il rischio di crisi simultanea. Tra queste, la **Joint Probability of Distress (J-PoD)** valuta la probabilità che più banche entrino in difficoltà nello stesso momento, fornendo una misura del rischio complessivo del sistema.

Dalla J-PoD derivano altri strumenti utili per valutare il rischio sistemico:

- Il **Banking Stability Index (BSI)**, che stima quante banche potrebbero entrare in crisi se un'altra banca fallisse. Più alto è questo numero, più il sistema è instabile.
- La **Probability of At Least One Bank becomes Distressed (PAO)**, che misura la probabilità che il fallimento di una specifica banca porti alla crisi di almeno un'altra istituzione.
- La **Distress Dependence Matrix (DDM)**, che analizza le relazioni di stress finanziario tra le diverse banche.

L'applicazione di questi indicatori alla crisi finanziaria del 2007-2008 ha evidenziato che il rischio di insolvenza non riguarda solo le singole banche, ma è molto più elevato quando si considera l'intero sistema. Durante la crisi, le interconnessioni tra le istituzioni finanziarie sono aumentate notevolmente, facendo sì che la probabilità di insolvenza congiunta crescesse molto più rapidamente rispetto a quella delle singole istituzioni prese separatamente. In momenti di instabilità, quindi, non solo il rischio di default delle singole banche aumenta, ma cresce anche la loro dipendenza reciproca, rendendo il sistema ancora più fragile.

³Contratti che misurano il costo di assicurarsi contro il rischio di insolvenza di una banca o di un'impresa.

Evidenza empirica su Media e Volatilità del CoVaR

Il dataset utilizzato per questa analisi relativa all'utilizzo del time-varying è lo stesso impiegato nella costruzione del modello ΔCoVaR introdotto nel Capitolo 4. L'obiettivo è osservare l'evoluzione temporale della *media* e della *volatilità* del CoVaR per il campione di banche europee ed americane, al fine di identificare le dinamiche tipiche nei periodi di crisi sistemiche.

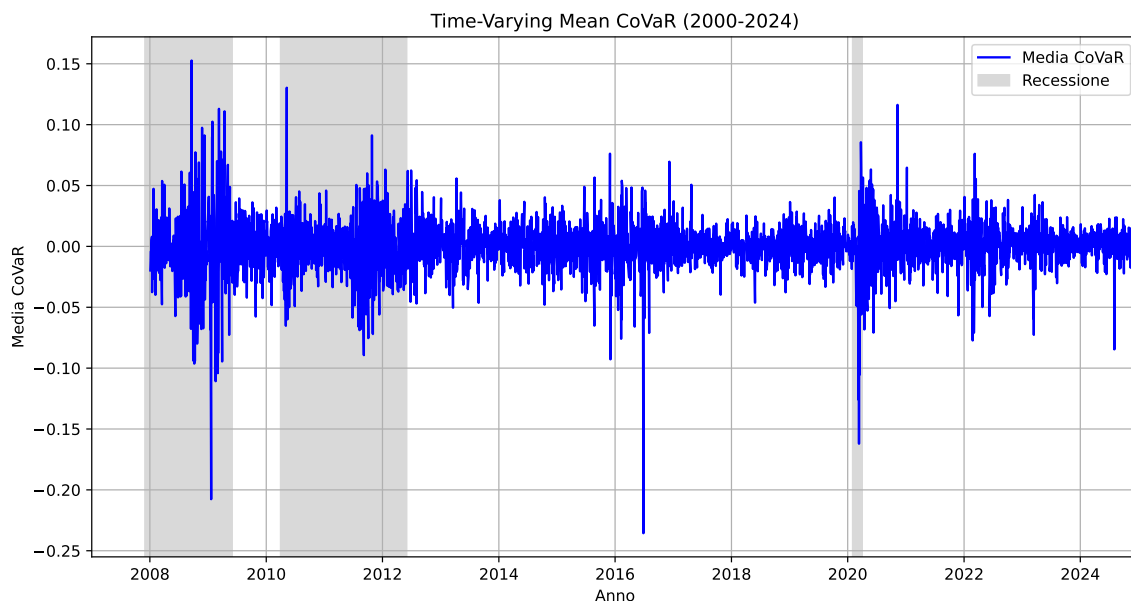


Figura 3.1: Time-Varying Mean CoVaR (2000–2024).

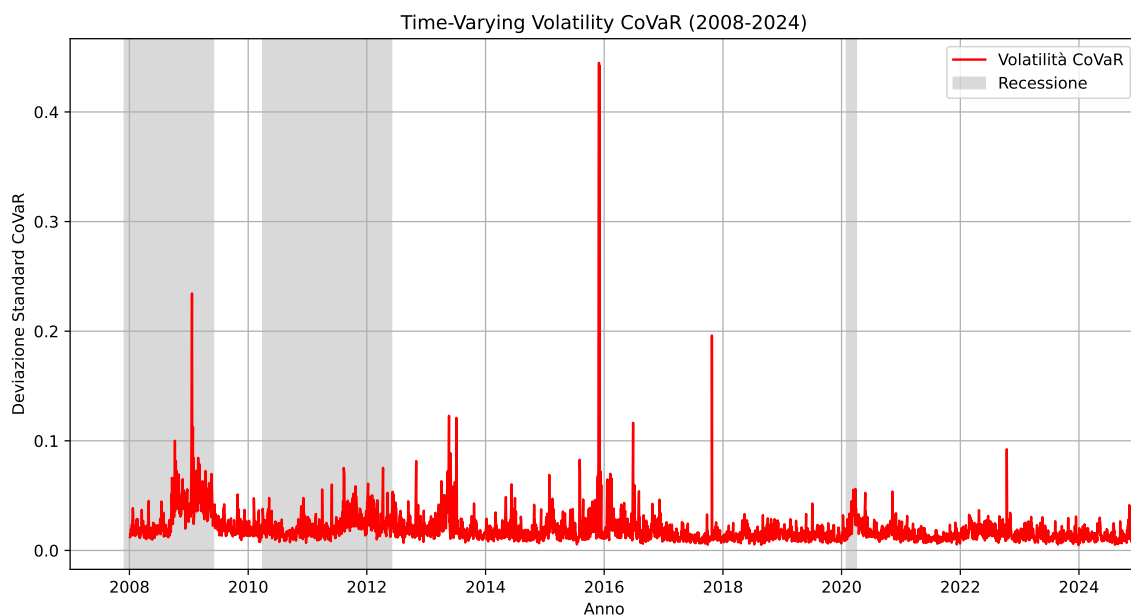


Figura 3.2: Time-Varying Volatility CoVaR (2008–2024).

Crisi Subprime (2007–2009). All’inizio del 2008 la **media del CoVaR** assume valori fortemente negativi, segnalando un incremento della fragilità sistemica già prima del collasso di Lehman Brothers. Ad esempio, tra il 4 e il 15 gennaio i valori oscillano da -0.0197 a -0.0376 , con punte ancora più accentuate a fine mese (-0.0266 il 22 gennaio, -0.0185 il 23 gennaio). Questi numeri riflettono l’amplificazione dei rischi congiunti tipica dell’avvio della crisi. La **volatilità del CoVaR** nello stesso periodo si colloca inizialmente tra 0.012 e 0.019 , ma il 22 gennaio 2008 esplode oltre 0.038 , evidenziando un improvviso aumento dell’incertezza e della probabilità di contagio finanziario.

Crisi del debito sovrano (2010–2012). Durante la crisi del debito sovrano la dinamica del CoVaR evidenzia un andamento intermittente ma prolungato. La media alterna valori positivi e negativi: $+0.0244$ il 6 aprile 2010, -0.0191 l’8 aprile, $+0.0194$ il 9 aprile. Tuttavia, già il 16 aprile si osserva un crollo a -0.0289 e il 27 aprile un minimo locale a -0.0437 , chiaro segnale della perdita di fiducia nei mercati. Nella fase finale (maggio–giugno 2012) prevalgono valori negativi: -0.0307 il 15 maggio, -0.0309 il 23 maggio, -0.0189 il 30 maggio. Qualche rimbalzo positivo (es. $+0.0306$ il 10 maggio 2012, $+0.0346$ il 22 maggio) rappresenta solo momentanee aspettative di stabilizzazione, subito riassorbite da nuove turbolenze. La **volatilità del CoVaR** in questo periodo rimane elevata e persistente. Nel 2010 si registrano valori tra 0.018 e 0.028 (es. 16 aprile 0.0276 , 22 aprile 0.0274). Nel maggio 2012 i picchi sono ancora più marcati: 0.0331 il 10 maggio, 0.0328 il 29 maggio, 0.0301 il 31 maggio. Questo andamento conferma la natura prolungata della crisi, con livelli di incertezza che rimangono alti per oltre due anni.

Crisi Covid-19 (2020). Nel febbraio–marzo 2020 si osserva un nuovo e improvviso aumento sia della media che della volatilità del CoVaR, in linea con lo shock globale generato dalla pandemia. Il sistema bancario mostra una forte sensibilità immediata, con oscillazioni violente in poche settimane. A differenza delle crisi precedenti, tuttavia, il picco è molto concentrato nel tempo e seguito da un rapido rientro, coerente con le misure straordinarie di politica monetaria e fiscale adottate a livello globale.

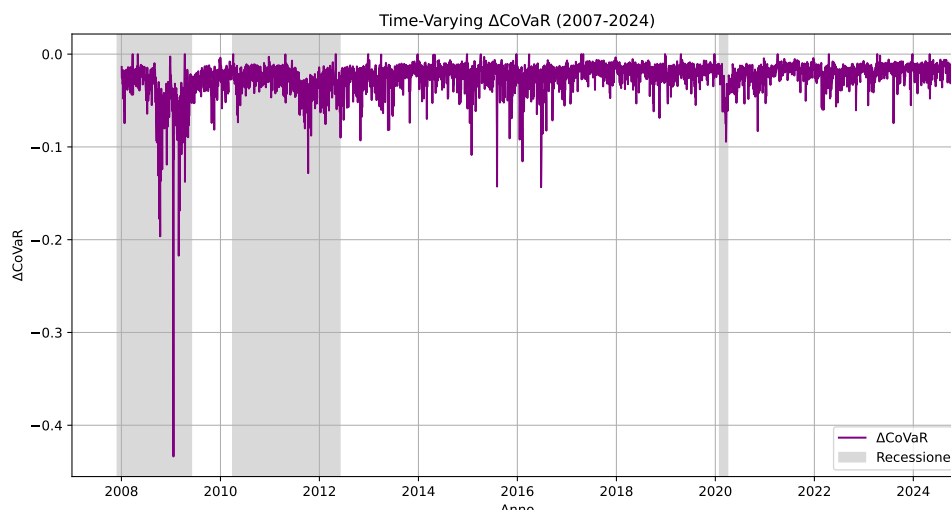


Figura 3.3: Evoluzione temporale del ΔCoVaR (2007–2024) con evidenza delle tre crisi principali: Subprime, Debito Sovrano e Covid-19.

L'analisi del dataset preso in considerazione, lo stesso utilizzato nel Capitolo 4 per la costruzione del modello di ΔCoVaR , consente di osservare come la misura del rischio sistemico abbia seguito traiettorie differenti nei tre principali episodi di turbolenza finanziaria. Durante la crisi Subprime (2007–2009) il ΔCoVaR mostra un andamento progressivamente più negativo, con valori che raggiungono picchi prossimi a -0.05 (ad esempio il 16 gennaio 2008 a -0.0482 e il 27 maggio 2009 a -0.0508). Questo risultato segnala come lo shock originato dal sistema bancario statunitense si sia propagato in modo significativo e persistente anche sul comparto bancario europeo, indicando un forte rischio di contagio. Nel corso della crisi del Debito Sovrano (2010–2012) i valori del ΔCoVaR rimangono negativi e oscillano in un intervallo compreso tra -0.01 e -0.06 , con un picco particolarmente accentuato il 31 maggio 2012 pari a -0.0625 . Tale andamento riflette la vulnerabilità del sistema bancario europeo ai rischi derivanti dall'esposizione ai titoli di Stato e conferma come le tensioni sui mercati obbligazionari di Grecia, Italia e Spagna abbiano amplificato il rischio sistemico. In questo caso, pur non raggiungendo le intensità della crisi del 2008–2009, l'instabilità appare più duratura e distribuita su un arco temporale più lungo. Infine, la crisi Covid-19 (febbraio–aprile 2020) evidenzia un impatto immediato e particolarmente violento. I valori del ΔCoVaR precipitano rapidamente fino a toccare -0.0945 il 20 marzo 2020, ben oltre i livelli osservati nelle due crisi precedenti. La brusca caduta riflette la simultaneità dello shock su scala globale e la rapidità con cui le condizioni di mercato si sono deteriorate, determinando un effetto contagio senza

precedenti nel sistema bancario internazionale. Nel complesso, i risultati mostrano come la crisi Subprime abbia prodotto un contagio elevato e graduale, la crisi del Debito Sovrano una vulnerabilità strutturale e prolungata, mentre la crisi Covid-19 abbia generato lo shock più intenso e repentino dell'intero periodo analizzato.

3.2 Misure del Rischio Sistemico

La necessità di misurare il rischio sistemico nasce dall'esigenza di comprendere non solo la solidità delle singole istituzioni, ma soprattutto il loro contributo potenziale all'instabilità complessiva del sistema finanziario. In altre parole, non basta sapere se una banca o un intermediario siano solidi presi individualmente: ciò che conta è valutare quanto la loro condizione possa amplificare o mitigare la vulnerabilità collettiva. Proprio per questo motivo, negli ultimi anni la letteratura economica e le autorità di vigilanza hanno sviluppato un insieme di indicatori e misure quantitative capaci di catturare i legami tra micro-rischi e stabilità macro-finanziaria. Queste misure hanno un duplice obiettivo: da un lato quantificare l'esposizione del sistema agli shock esterni, dall'altro stimare il contributo di ciascun intermediario al rischio complessivo. Si tratta quindi di strumenti che cercano di dare una risposta operativa a una domanda cruciale: quali sono le istituzioni che, se colpite da una crisi, avrebbero effetti più gravi sull'intero sistema?

Nel prosieguo, analizzerò le principali misure di rischio sistemico oggi utilizzate, che rappresentano la base teorica e applicativa della mia analisi empirica:

- **Value at Risk (VaR) ed Expected Shortfall (ES):** due strumenti tradizionali, concepiti inizialmente per la misurazione del rischio individuale, che tuttavia costituiscono il punto di partenza anche per le estensioni sistemiche.
- **Conditional Value at Risk (CoVaR):** introdotto da Adrian e Brunnermeier, misura il rischio del sistema condizionato allo stress di una specifica istituzione e consente di cogliere il grado di interdipendenza tra intermediari.
- **Marginal Expected Shortfall (MES):** una misura che quantifica la perdita attesa di un intermediario nei momenti di crisi del mercato, utile per individuare gli attori più vulnerabili nei periodi di stress.

- **Systemic Risk Index (SRISK)**: un indicatore che combina elementi di leva finanziaria e capitalizzazione di mercato per stimare il fabbisogno di ricapitalizzazione di un intermediario in caso di crisi.

A partire da queste misure, dedicherò particolare attenzione al $\Delta CoVaR$, una delle metodologie più utilizzate per stimare il contributo sistemico delle banche, e alla sua implementazione tramite regressione quantilica. In seguito, introdurrò i modelli copula, che permettono di analizzare in profondità le dipendenze non lineari e gli effetti di coda tra istituzioni finanziarie, superando i limiti delle semplici correlazioni lineari. L'obiettivo è quello di costruire un quadro metodologico completo: dalle misure più tradizionali di rischio individuale, fino agli approcci più avanzati che integrano interconnessioni, non linearità e dinamiche di contagio. Questo percorso consentirà di evidenziare i vantaggi e i limiti di ciascuna metodologia e di spiegare perché, per la mia analisi empirica, sia stata privilegiata l'integrazione tra $\Delta CoVaR$ e modelli copula.

3.2.1 Value at Risk (VaR) e Expected Shortfall (ES)

Il Value at Risk (VaR) è una misura di rischio che quantifica la perdita massima attesa di un portafoglio in un dato intervallo temporale e con un determinato livello di confidenza α . In altre parole, il VaR rappresenta il valore oltre il quale le perdite si verificano con una probabilità pari a $1 - \alpha$.

Formalmente, se L rappresenta la distribuzione delle perdite del portafoglio, il VaR è definito come:

$$VaR_\alpha = \inf\{l \in \mathbb{R} : P(L \leq l) \geq \alpha\} \quad (3.1)$$

Equivalente alla funzione quantile della distribuzione di L :

$$VaR_\alpha = F_L^{-1}(\alpha) \quad (3.2)$$

dove $F_L(l)$ è la funzione di distribuzione cumulativa (CDF) di L .

Supponiamo che le perdite giornaliere di un portafoglio siano normalmente distribuite con media $\mu = 0$ e deviazione standard $\sigma = 2\%$. Il VaR a livello di confidenza del 95% è:

$$VaR_{0.95} = \mu + z_{0.95}\sigma \quad (3.3)$$

Dove $z_{0.95} = 1.645$ è il quantile della distribuzione normale standard:

$$VaR_{0.95} = 0 + (1.645 \times 0.02) = 3.29\% \quad (3.4)$$

Ciò significa che la perdita massima giornaliera prevista con probabilità 95% è 3.29% del valore del portafoglio.

L'Expected Shortfall (ES), o Conditional Value at Risk (CVaR), è una misura di rischio più conservativa rispetto al VaR. Esso rappresenta la perdita media attesa condizionata al fatto che la perdita superi il VaR. In altre parole, l'ES fornisce una stima della gravità media delle perdite nei casi più estremi.

Formalmente:

$$ES_{\alpha} = \mathbb{E}[L | L \geq VaR_{\alpha}] \quad (3.5)$$

Per una distribuzione normale, l'ES può essere calcolato come:

$$ES_{\alpha} = \mu + \frac{\phi(z_{\alpha})}{1 - \alpha}\sigma \quad (3.6)$$

dove $\phi(z)$ è la densità di probabilità della distribuzione normale standard.

Continuando l'esempio precedente, per una distribuzione normale con $\mu = 0$ e $\sigma = 2\%$, l'ES al livello di confidenza del 95% è:

$$ES_{0.95} = 0 + \frac{\phi(1.645)}{1 - 0.95} \times 0.02 \quad (3.7)$$

Con $\phi(1.645) \approx 0.103$:

$$ES_{0.95} = \frac{0.103}{0.05} \times 0.02 = 4.12\% \quad (3.8)$$

Il che significa che, condizionatamente a superare il VaR, la perdita media attesa sarà del 4.12%.

Mentre il VaR fornisce una soglia di perdita massima attesa con una certa probabilità, l'ES misura la severità delle perdite nei casi peggiori, rendendolo una misura più informativa e coerente con i principi di gestione del rischio. L'ES è preferito rispetto al VaR poiché soddisfa la proprietà di subadditività ed è una misura coerente di rischio, utile specialmente nella regolamentazione finanziaria e nel risk management avanzato.

3.2.2 Implementazione del Value at Risk individuale

In questa sezione vengono presentati i risultati dell'analisi del *Value at Risk* (VaR) individuale per ciascuna banca inclusa nel dataset di riferimento, lo stesso utilizzato per la costruzione dei modelli di $\Delta CoVaR$ nel Capitolo 4. L'obiettivo è valutare la distribuzione dei rischi a livello di singolo istituto, confrontando i valori a due diversi livelli di confidenza (95% e 99%), così da cogliere la dimensione sia ordinaria che estrema delle potenziali perdite.

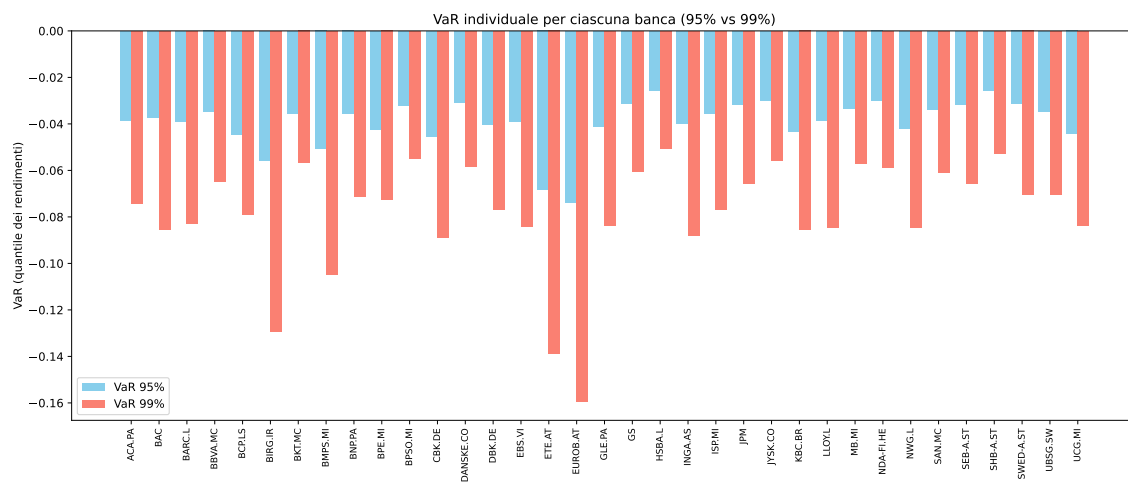
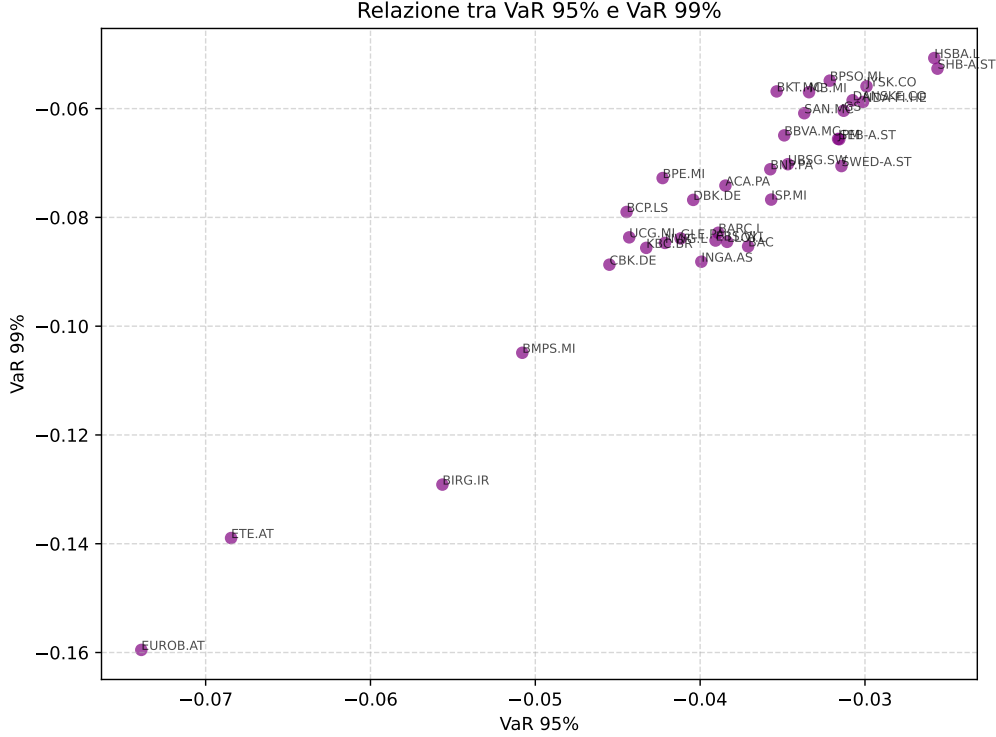


Figura 3.4: VaR individuale per ciascuna banca (95% vs 99%).

Dall'osservazione dei risultati si nota come gli istituti più fragili — in particolare EUROB.AT, ETE.AT, BIRG.IR e BMPS.MI — presentino valori di VaR molto più accentuati sia al 95% che al 99%, indicando una forte esposizione al rischio di coda. Al contrario, banche come HSBA.L, SHB-A.ST e JYSK.CO mostrano valori più contenuti, suggerendo una maggiore stabilità nelle fasi di stress. Il confronto fra il VaR al 95% e quello al 99% mette in evidenza la diversa intensità delle perdite attese in scenari estremi: per la maggior parte



Il valore di mercato totale degli attivi della banca i al tempo t è definito come:

$$A_t^i = M_t^i L_t^i, \quad (3.9)$$

dove M_t^i è la capitalizzazione di mercato della banca (ottenuta dal mercato azionario) e L_t^i è il rapporto tra attivi e patrimonio netto (rapporto di leva finanziaria). Il rischio viene valutato in termini di variazioni del valore degli attivi della banca i come percepito dal mercato. Definiamo il rendimento degli attivi della banca i come:

$$X_t^i = \frac{A_t^i - A_{t-1}^i}{A_{t-1}^i}. \quad (3.10)$$

Analogamente, il rendimento complessivo degli attivi dell'intero sistema bancario è dato da:

$$X_t^{sys} = \frac{A_t^{sys} - A_{t-1}^{sys}}{A_{t-1}^{sys}}, \quad (3.11)$$

dove il valore complessivo degli attivi del sistema è:

$$A_t^{sys} = \sum_i A_t^i. \quad (3.12)$$

Il Value at Risk (VaR) rappresenta la soglia al di sotto della quale i rendimenti storici del mercato non scendono con una probabilità data q . Matematicamente:

$$P(X_t^i < VaR_q^i) = q. \quad (3.13)$$

Il VaR dell'intero sistema bancario è espresso come:

$$P(X_t^{sys} < VaR_q^{sys}) = q. \quad (3.14)$$

Un'intuizione chiave di Adrian e Brunnermeier (2009) è che si può calcolare il VaR del sistema condizionato al fatto che una specifica banca raggiunga la sua soglia VaR. Questo è noto come Conditional VaR (CoVaR):

$$P(X_t^{sys} < CoVaR_q^i \mid X_t^i = VaR_q^i) = q. \quad (3.15)$$

Il CoVaR cattura l'effetto di spillover del rischio sistemico. Quando una banca contribuisce

in modo significativo al rischio sistemico, il valore di $CoVaR_q^i$ sarà molto basso (ovvero un valore negativo significativo), indicando una potenziale perdita elevata per il sistema quando la banca si trova in difficoltà. La differenza tra il CoVaR e il VaR incondizionato del sistema, indicata come $\Delta CoVaR_q^i$, misura l'esternalità che la banca i impone sul sistema bancario:

$$\Delta CoVaR_q^i = CoVaR_q^i - VaR_q^{sys}. \quad (3.16)$$

Le banche con un valore elevato di $\Delta CoVaR_q^i$ contribuiscono maggiormente al rischio sistemico e dovrebbero essere soggette a interventi normativi per internalizzare le esternalità.

3.2.4 Implementazione Conditional Value at Risk (CoVaR)

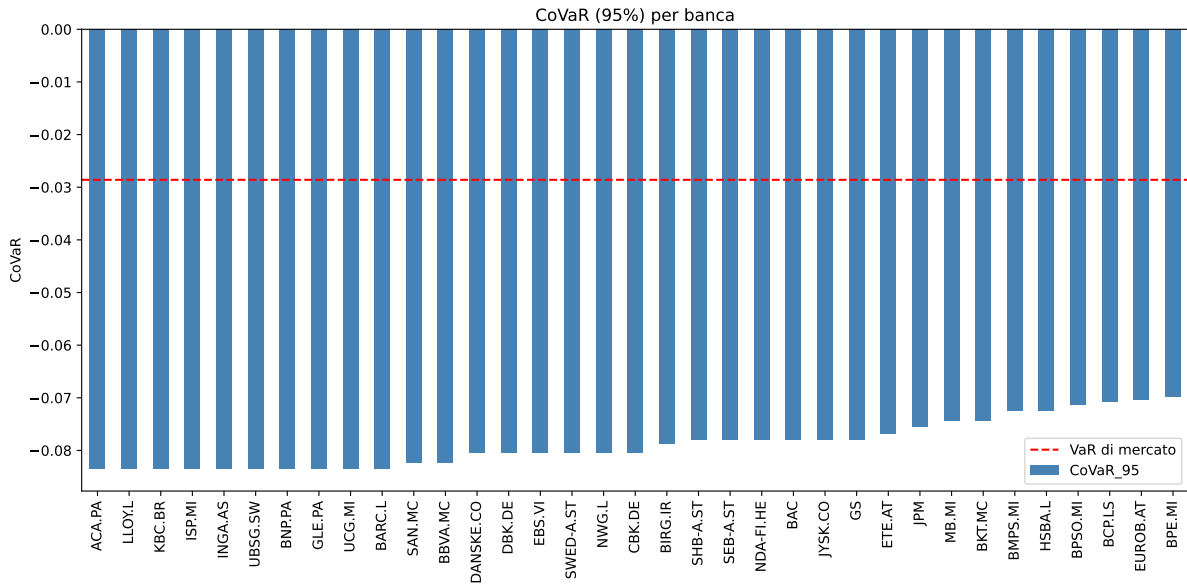


Figura 3.6: Conditional Value at Risk (CoVaR 95%) per banca. In rosso la soglia di VaR di mercato.

L'analisi presentata in questa sezione utilizza il dataset già introdotto nel Capitolo 4 per lo studio del modello $\Delta CoVaR$. Il grafico in Figura 3.6 mostra i valori di *Conditional Value at Risk (CoVaR)* al livello del 95% per ciascuna delle principali banche del campione, mettendo in evidenza la distribuzione del contributo sistemico individuale rispetto alla soglia di VaR del mercato complessivo (linea rossa tratteggiata). Dall'osservazione dei risultati emerge una sostanziale concentrazione attorno a valori molto simili, ma con alcune differenze rilevanti che riflettono caratteristiche strutturali degli istituti. Il

gruppo di banche con i valori più severi, pari a circa -0.0835 , include Crédit Agricole (ACA.PA), Lloyds (LLOY.L), KBC Group (KBC.BR), Intesa Sanpaolo (ISP.MI), ING (INGA.AS), UBS (UBSG.SW), BNP Paribas (BNP.PA), Société Générale (GLE.PA), UniCredit (UCG.MI) e Barclays (BARC.L). Questi intermediari condividono dimensioni elevate, un'esposizione internazionale marcata e un modello di business diversificato ma complesso, che li rende particolarmente sensibili a shock di mercato. Nonostante abbiano livelli di capitale adeguati, la combinazione tra leva elevata, elevati volumi di prestiti e rischi di controparte accresce la loro vulnerabilità sistemica: in caso di stress, le perdite aggregate del settore bancario risultano amplificate. Un secondo cluster, con valori di CoVaR leggermente meno negativi (tra -0.082 e -0.080), comprende istituti come Banco Santander (SAN.MC), BBVA (BBVA.MC), Danske Bank (DANSKE.CO), Deutsche Bank (DBK.DE), Erste Bank (EBS.VI), Swedbank (SWED-A.ST), NatWest (NWG.L) e Commerzbank (CBK.DE). Queste banche presentano indicatori di rischio non uniformi: alcune (come DBK.DE e CBK.DE) hanno storicamente sofferto per alti livelli di crediti deteriorati (NPL) e redditività compressa, altre (come SAN.MC e BBVA.MC) risultano invece più solide ma molto esposte a mercati geografici caratterizzati da alta volatilità. Infine, le banche con valori meno severi (tra -0.078 e -0.070), tra cui Bank of Ireland (BIRG.IR), Handelsbanken (SHB-A.ST), SEB (SEB-A.ST), Bank of America (BAC), Jyske Bank (JYSK.CO), Goldman Sachs (GS), National Bank of Greece (ETE.AT), JPMorgan (JPM), Monte dei Paschi (BMPS.MI), HSBC (HSBA.L), Banca Popolare di Sondrio (BPSO.MI) e BPER (BPE.MI), mostrano un impatto sistemico più contenuto. In questo caso, il peso ridotto può derivare da una combinazione di fattori: da un lato la dimensione relativamente più piccola o una specializzazione geografica, dall'altro una struttura patrimoniale più solida (come per JPM e GS) che consente di attenuare l'amplificazione degli shock. In sintesi, il CoVaR mette in luce come la concentrazione del rischio sistemico non sia uniforme ma si addensi in alcuni cluster di grandi banche europee e internazionali. La severità dei valori osservati è coerente con gli indicatori di bilancio: gli istituti caratterizzati da elevati volumi di prestiti, alta leva finanziaria o qualità degli attivi meno solida presentano una maggiore capacità di trasmettere le turbolenze al resto del sistema. Viceversa, banche con capitalizzazione robusta, diversificazione geografica e solidità patrimoniale mostrano un contributo meno incisivo, pur restando comunque rilevante in un contesto di crisi globale.

3.2.5 Marginal Expected Shortfall (MES)

Il *Marginal Expected Shortfall* (MES) è una misura di rischio sistemico che quantifica la perdita attesa di un'istituzione finanziaria **condizionata** al verificarsi di una crisi di mercato. Questa metrica è particolarmente utile per identificare quali banche o istituzioni finanziarie sono più vulnerabili in scenari di stress sistemico.

Definizione Formale

Il MES di una banca i è definito come la perdita attesa del suo rendimento azionario condizionata al fatto che il mercato generale subisca una perdita estremamente negativa. Matematicamente, si può esprimere come:

$$MES_i = E[R_i \mid R_m < C]$$

dove:

- R_i è il rendimento del titolo azionario dell'istituzione finanziaria i ,
- R_m è il rendimento del mercato (tipicamente misurato con un indice come l'S&P 500),
- C è una soglia che definisce il **tail event**, ovvero il livello di perdita estrema del mercato,
- $E[\cdot]$ denota il valore atteso.

In pratica, il MES misura la **perdita media** di un'istituzione finanziaria nei giorni in cui il mercato subisce un forte shock negativo.

Derivazione e Interpretazione

Il MES può essere stimato in diversi modi. Un approccio comune è stimarlo a partire dalla distribuzione congiunta tra i rendimenti azionari dell'istituzione finanziaria i e il rendimento del mercato. Un metodo frequente prevede l'uso di simulazioni Monte Carlo

o di modelli econometrici basati su regressioni quantili per stimare la relazione tra R_i e R_m nei periodi di forte stress.

Se assumiamo che i rendimenti siano distribuiti secondo una distribuzione normale congiunta, il MES può essere approssimato dalla formula:

$$MES_i \approx \beta_i \cdot ES_m$$

dove:

- $\beta_i = \frac{\text{Cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)}$ è il coefficiente di regressione del rendimento dell'istituzione finanziaria rispetto al mercato,
- ES_m è l'*Expected Shortfall* del mercato, ovvero la perdita media del mercato nei giorni in cui supera la soglia C .

Questa formulazione evidenzia come il MES sia strettamente legato alla sensibilità dell'istituzione finanziaria rispetto al mercato (catturata da β_i) e alla gravità delle perdite di mercato nei periodi di crisi (catturata da ES_m).

Utilizzo e Implicazioni

Il MES è una misura particolarmente utile per:

- Identificare le istituzioni finanziarie più vulnerabili a crisi sistemiche,
- Costruire indicatori di rischio sistemico per il settore bancario,
- Informare le autorità di regolamentazione nella gestione del rischio sistemico,
- Determinare requisiti patrimoniali differenziati per le istituzioni con MES elevato.

Un MES elevato indica che l'istituzione finanziaria tende a subire perdite significative quando il mercato è in condizioni di stress, suggerendo una maggiore esposizione al rischio sistemico.

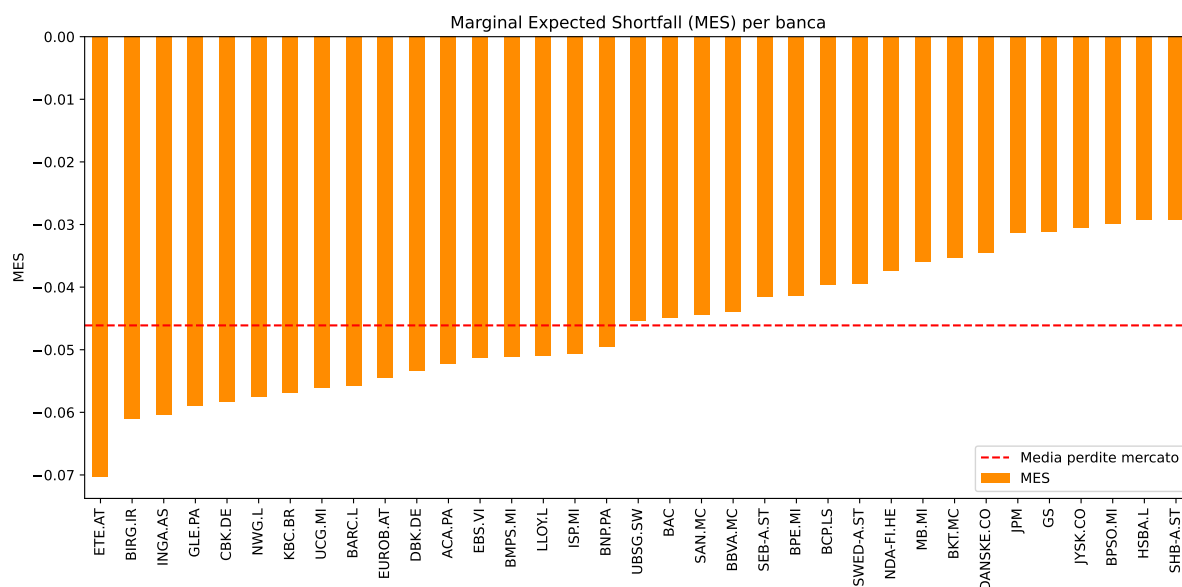


Figura 3.7: Marginal Expected Shortfall (MES) per banca.

3.2.6 Implementazione Marginal Expected Shortfall (MES)

L'analisi riportata in Figura 3.7 utilizza il dataset bancario già impiegato nel Capitolo 4 per la costruzione dei modelli ΔCoVaR . In questo caso viene calcolato il *Marginal Expected Shortfall* (MES), che misura la perdita media di ciascun istituto nel caso in cui il mercato si trovi nel suo peggior 5% degli esiti. I risultati mostrano differenze significative all'interno del campione. Alcuni istituti, tra cui **ETE.AT**, **BIRG.IR**, **INGA.AS** e **GLE.PA**, evidenziano valori di MES particolarmente elevati, con perdite comprese tra il -7% e il -6% . Tali valori segnalano una forte esposizione a scenari di stress sistemico, indicando che, in caso di gravi turbolenze di mercato, queste banche tendono a subire contrazioni molto più marcate rispetto alla media. A questo gruppo si affianca anche **CBK.DE**, che conferma la vulnerabilità strutturale di alcuni istituti europei caratterizzati da livelli di efficienza e qualità degli attivi inferiori rispetto ai grandi gruppi internazionali. In senso opposto, realtà di dimensione globale e con maggiore diversificazione geografica, come **HSBC**, **Svenska Handelsbanken**, **Jyske Bank**, **Goldman Sachs** e **JPMorgan**, presentano valori di MES decisamente più contenuti, generalmente attorno al -3% . Ciò dimostra che, pur affrontando comunque perdite significative in contesti di crisi estrema, questi istituti riescono a limitare l'ampiezza degli shock grazie a una migliore solidità patrimoniale, a un modello di business più diversificato e a strategie di risk management più robuste. L'eterogeneità dei valori osservati rivela come la stabilità finanziaria non sia

distribuita uniformemente: alcune banche di medie dimensioni, nonostante un ruolo meno rilevante a livello globale, risultano più fragili e quindi più esposte agli estremi di mercato, mentre i grandi gruppi internazionali mostrano una capacità di assorbimento delle perdite relativamente superiore. In particolare, le evidenze confermano che **ETE.AT**, **BIRG.IR**, **INGA.AS**, **GLE.PA** e **CBK.DE** si collocano tra gli istituti più vulnerabili, mentre banche come **HSBC**, **Goldman Sachs** e **JPMorgan** rappresentano esempi di maggiore robustezza e stabilità sistemica.

3.2.7 Systemic Risk Index (SRISK)

Il *Systemic Risk Index* (SRISK) è una misura del contributo di un'istituzione finanziaria al rischio sistemico, ossia la quantità di capitale che un'istituzione dovrebbe raccogliere in caso di una crisi di mercato per rimanere solvibile. Questa metrica è fondamentale per valutare la stabilità finanziaria e il potenziale impatto di una banca o di un'istituzione sul sistema nel suo complesso. Lo SRISK di un'istituzione finanziaria i è definito come il fabbisogno di capitale condizionato a una crisi di mercato, espresso come:

$$SRISK_i = \max(0, k \cdot D_i - (1 - LRMES_i) \cdot E_i)$$

dove:

- k è il rapporto target di capitale rispetto alle attività totali (solitamente fissato al 8% o 10%),
- D_i è il valore del debito totale dell'istituzione finanziaria i ,
- E_i è il valore di mercato del capitale proprio dell'istituzione finanziaria i ,
- $LRMES_i$ è il *Long-Run Marginal Expected Shortfall*, ovvero la perdita percentuale attesa dell'istituzione in caso di un grave crollo del mercato.

Lo SRISK misura quindi l'insufficienza di capitale di un'istituzione finanziaria in uno scenario di crisi, indicando quanto capitale aggiuntivo sarebbe necessario per mantenere la solvibilità e rispettare i requisiti patrimoniali. Lo SRISK combina il rischio individuale di un'istituzione con la sua vulnerabilità sistemica. La relazione tra SRISK e LRMES

mostra che istituzioni con elevata leva finanziaria e alta esposizione a crisi di mercato avranno uno SRISK più elevato. Se un'istituzione ha un SRISK elevato, significa che in caso di crisi potrebbe necessitare di un'importante iniezione di capitale per continuare a operare senza compromettere la stabilità del sistema finanziario. Al contrario, istituzioni con uno SRISK basso o nullo sono meno esposte al rischio sistemico e richiederebbero meno interventi in condizioni di stress. Il SRISK è ampiamente utilizzato per:

- Monitorare il rischio sistemico nel settore bancario e finanziario,
- Identificare le istituzioni "Too Big to Fail" che potrebbero rappresentare un pericolo per la stabilità del sistema,
- Determinare le esigenze di ricapitalizzazione delle istituzioni finanziarie in caso di crisi,
- Supportare la regolamentazione e la gestione del rischio sistemico da parte delle autorità di vigilanza.

Un valore elevato di SRISK indica che una banca o un'istituzione finanziaria potrebbe necessitare di un supporto pubblico o di una significativa ricapitalizzazione in caso di crisi, mentre un valore basso suggerisce una maggiore stabilità agli shock di mercato.

3.2.8 Implementazione Systemic Risk Index (SRISK)

Il dataset utilizzato per questa analisi è lo stesso raccolto e descritto nel Capitolo 4 per la stima del modello ΔCoVaR , in modo da garantire coerenza metodologica e confrontabilità tra i diversi indicatori di rischio sistemico. Il grafico in Figura 3.8 mostra i valori dello *Systemic Risk Index* (SRISK), che misura il fabbisogno di capitale addizionale richiesto alle banche in caso di shock severo. Dall'analisi emergono differenze molto significative tra gli istituti: alcune banche presentano livelli estremamente elevati di SRISK, segnalando un potenziale impatto sistemico molto superiore rispetto ad altre. In particolare, Jyske Bank (JYSK.CO), Bank of America (BAC), Deutsche Bank (DBK.DE), HSBC (HSBA.L) e ING Groep (INGA.AS) risultano essere gli istituti con i valori più alti, evidenziando il loro ruolo centrale e il peso che assumerebbero in caso di crisi. Al contrario, altri istituti come Commerzbank (CBK.DE), Banco Comercial Português (BCP.LS), Eurobank (EUROB.AT), Société Générale (GLE.PA) e Bank of Ireland (BIRG.IR) si collocano tra le

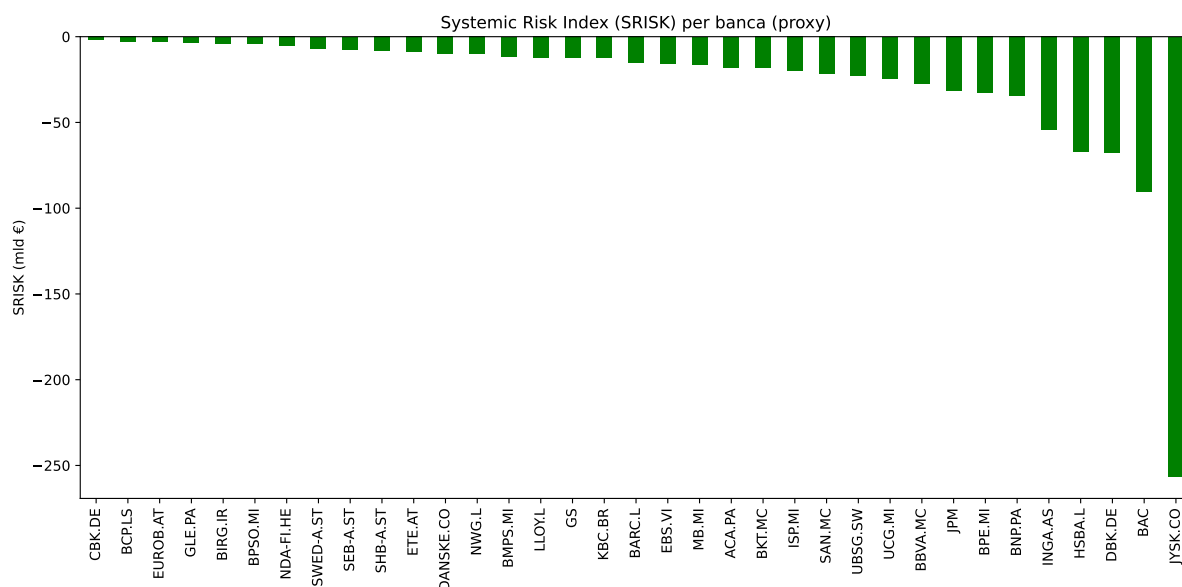


Figura 3.8: Systemic Risk Index (SRISK) per le principali banche del campione.

ultime posizioni, con valori di SRISK negativi o molto bassi. Ciò indica un minore fabbisogno di capitale aggiuntivo, che riflette la loro ridotta esposizione sistemica e un impatto marginale sulla stabilità complessiva del sistema bancario europeo. Questi risultati confermano la natura eterogenea del rischio sistemico nel settore bancario: da un lato vi sono grandi gruppi globali che concentrano una quota rilevante del rischio, dall'altro istituti più piccoli o meno interconnessi, il cui contributo al rischio complessivo rimane limitato. L'analisi suggerisce quindi che eventuali interventi regolamentari o misure di stabilizzazione dovrebbero concentrarsi principalmente sulle banche con SRISK più elevato, che rappresentano il vero fulcro del rischio sistemico.

3.3 Il ΔCoVaR Come Misura Del Contributo Sistemico

In questa sezione analizzo la misura di rischio sistemico proposta da Adrian e Brunnermeier (2011), nota come ΔCoVaR . Quest'analisi sarà oggetto di argomentazione e interpretazione computazionale nel capitolo seguente. Essa rappresenta una delle più importanti innovazioni metodologiche nella letteratura finanziaria recente, in quanto consente di stimare il contributo marginale di una singola istituzione al rischio del sistema nel suo complesso. A differenza delle misure tradizionali di rischio, quali il *Value at Risk* (VaR), che si concentrano esclusivamente sulla prospettiva individuale, ΔCoVaR nasce con l'obiettivo di catturare la natura sistemica delle interdipendenze finanziarie e il ruolo del contagio nelle code della distribuzione dei rendimenti.

Dal VaR al CoVaR

La misura più comune di rischio individuale è il *Value at Risk* (VaR). Come già definito nel paragrafo 3.2.1, definiamo il $q\%$ - VaR_i come la perdita massima potenziale di un'istituzione i , al livello di confidenza $q\%$, in un determinato orizzonte temporale:

$$\mathbb{P}(R_i \leq \text{VaR}_i^q) = q,$$

dove R_i è il rendimento dell'istituzione i e VaR_i^q il quantile q -esimo della sua distribuzione. Questa misura, pur essendo ampiamente diffusa in ambito regolamentare e gestionale, non tiene conto delle interconnessioni tra istituzioni né del potenziale impatto sul sistema finanziario. Una banca può risultare apparentemente solida dal punto di vista individuale, ma essere al tempo stesso una fonte significativa di rischio sistemico. Per superare tale limite, Adrian e Brunnermeier propongono il *Conditional Value at Risk* (CoVaR). Sia R^S il rendimento dell'intero sistema finanziario e R^i quello di una singola istituzione i . Il CoVaR al livello q è definito come:

$$\mathbb{P}(R^S \leq \text{CoVaR}_{S|i}^q \mid R^i = \text{VaR}_i^q) = q, \quad (3.17)$$

ossia la perdita del sistema al livello q -esimo, condizionata al fatto che l'istituzione i si trovi nel proprio stato di stress (ovvero al proprio Var_i^q).

Definizione Formale di $\Delta CoVaR$

Il passo successivo è definire il contributo marginale dell'istituzione i al rischio sistemico. Adrian e Brunnermeier formalizzano la misura come:

$$\Delta CoVaR_i^q = CoVaR_{S|i}^q - CoVaR_{S|i}^{\text{med}}, \quad (3.18)$$

dove $CoVaR_{S|i}^q$ è il rischio del sistema condizionato allo stress dell'istituzione i , mentre $CoVaR_{S|i}^{\text{med}}$ è il rischio sistemico condizionato allo stato mediano della stessa istituzione.

In altre parole, $\Delta CoVaR$ misura quanto aumenta il rischio del sistema quando una specifica banca passa da una condizione “normale” ad una condizione di stress. La natura *condizionale* e *direzionale* della misura consente sia di valutare il contributo di una singola istituzione al rischio complessivo (*marginal systemic risk*), sia di stimare quanto essa stessa sia vulnerabile in caso di difficoltà dell'intero sistema.

Approccio Econometrico: Regressioni Quantiliche

Per stimare il $\Delta CoVaR$, Adrian e Brunnermeier utilizzano regressioni quantiliche, che consentono di focalizzarsi sui quantili estremi della distribuzione condizionata dei rendimenti. Formalmente, siano Y_t e $X_{i,t}$ due variabili aleatorie che rappresentano rispettivamente il rendimento del sistema e dell'istituzione i . Il quantile θ -esimo di Y_t condizionato a $X_{i,t}$ si scrive come:

$$Q_\theta(Y_t | X_{i,t}) = \alpha_i(\theta) + \beta_i(\theta)X_{i,t}. \quad (3.19)$$

In questo contesto, $\alpha_i(\theta)$ cattura la componente sistemica non spiegata da $X_{i,t}$, mentre $\beta_i(\theta)$ rappresenta la dipendenza nelle code tra istituzione e sistema. Il $CoVaR$ condizionato allo stato di stress è quindi ottenuto sostituendo $X_{i,t} = Var_i^\theta$:

$$CoVaR_{S|i}^\theta = \hat{\alpha}_i(\theta) + \hat{\beta}_i(\theta)Var_i^\theta. \quad (3.20)$$

In modo analogo, si stima il $CoVaR_{S|i}^{med}$ condizionando allo stato mediano dell'istituzione i . La differenza fornisce la stima di $\Delta CoVaR_i^\theta$.

Un aspetto cruciale del rischio sistemico è la sua dimensione temporale. Esso tende ad accumularsi in periodi di apparente stabilità, quando la volatilità di mercato è bassa, per poi materializzarsi durante le crisi. Per catturare questa dinamica, Adrian e Brunnermeier propongono una versione prospettica della misura: il *forward- $\Delta CoVaR$* . Esso si ottiene stimando la relazione tra i $\Delta CoVaR$ osservati e un insieme di variabili istituzionali ritardate (quali leva finanziaria, disallineamento delle scadenze, dimensione) e fattori di mercato (volatilità, spread creditizi, pendenza della curva dei rendimenti). Formalmente:

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_{i,t}^\theta = & \gamma_0 + \gamma_1 \text{Leverage}_{i,t-1} + \gamma_2 \text{MaturityMismatch}_{i,t-1} \\ & + \gamma_3 \text{Size}_{i,t-1} + \gamma_4 \text{Volatility}_{t-1} + \gamma_5 \text{CreditSpread}_{t-1} + \varepsilon_{i,t}. \end{aligned} \quad (3.21)$$

Questa regressione panel consente di legare l'evoluzione nel tempo del rischio sistemico alle caratteristiche fondamentali delle istituzioni, rivelando la natura *contro-ciclica* del forward- $\Delta CoVaR$: la misura tende ad aumentare nei periodi di tranquillità e a manifestarsi durante le fasi di stress. Dunque, la misura di $\Delta CoVaR$ si ricollega direttamente alle teorie sulle esternalità finanziarie e sul contagio. Il fatto che il rischio sistemico emerga da dipendenze nelle code implica che lo shock di un singolo intermediario non resta confinato, ma si propaga attraverso la rete di interconnessioni, generando effetti domino. Inoltre, il legame empirico tra leva finanziaria, dimensione, mismatch delle scadenze e $\Delta CoVaR$ conferma le intuizioni teoriche: istituzioni grandi e indebitate rappresentano un rischio maggiore non solo per sé stesse, ma per l'intero sistema.

In conclusione, $\Delta CoVaR$ costituisce un avanzamento significativo nella misurazione del rischio sistemico, perché integra prospettiva individuale e collettiva, analisi delle code e dinamica temporale. La sua implementazione attraverso regressioni quantiliche e modelli panel consente non solo di stimare l'impatto marginale di ciascuna istituzione, ma anche di prevedere l'accumulo del rischio sistemico nei periodi di apparente stabilità. Questa caratteristica rende il $\Delta CoVaR$ uno strumento prezioso per le autorità di vigilanza e per la gestione dei rischi a livello macro-prudenziale.

3.3.1 Vantaggi e Limiti dell'Approccio CoVaR- Δ CoVaR

L'approccio CoVaR- Δ CoVaR ha attirato grande interesse sia nella ricerca sia tra le autorità di vigilanza, perché permette di collegare il rischio di una singola banca con quello dell'intero sistema finanziario. Il suo punto di forza principale è la capacità di misurare le interdipendenze: mentre il Value at Risk tradizionale descrive solo il rischio di una singola istituzione, il CoVaR mostra come lo stress di una banca possa trasmettersi e incidere sulla stabilità del settore nel suo complesso. Un ulteriore vantaggio è la flessibilità dell'approccio. Utilizzando la regressione quantilica, infatti, non ci si limita ad analizzare la media, ma si osserva l'intera distribuzione condizionata dei rendimenti, con particolare attenzione agli estremi. In questo modo è possibile cogliere meglio come i legami tra istituzioni si rafforzino nei momenti di crisi, fornendo una lettura più realistica dei rischi estremi. Inoltre, il Δ CoVaR rende i risultati confrontabili tra diverse banche, consentendo di individuare quelle che contribuiscono maggiormente al rischio sistemico. Questo aspetto lo rende utile anche in ottica regolamentare, ad esempio per identificare le istituzioni di importanza sistemica (SIFI). Tuttavia, il metodo presenta alcuni limiti. Le stime dipendono molto dalla scelta delle variabili di controllo e dalla formulazione del modello: eventuali omissioni possono portare a misure distorte del contributo sistemico. Inoltre, trattandosi di un approccio basato su dati storici, il CoVaR cattura correlazioni osservate senza sempre distinguere tra relazioni causali e semplici co-movimenti. Questo può generare interpretazioni ambigue, soprattutto quando più istituzioni sono colpite contemporaneamente da uno stesso shock esterno. Un altro limite riguarda la stabilità delle stime: nelle code della distribuzione, dove i dati disponibili sono pochi, i risultati possono essere molto sensibili alla finestra temporale e alle specifiche adottate. Dunque, il CoVaR- Δ CoVaR è uno strumento potente e innovativo per la misurazione del rischio sistemico, soprattutto perché consente di valutare il contributo marginale delle singole istituzioni alla stabilità del sistema. Tuttavia, i suoi limiti metodologici ne suggeriscono l'uso in combinazione con altri approcci, come i modelli copula o l'analisi delle reti finanziarie, così da ottenere un quadro più completo e robusto delle vulnerabilità del settore bancario.

3.4 Modelli Copula Per La Dipendenza Tra Istituzioni Finanziarie

Come già accennato all’inizio del Capitolo 3, lo studio della dipendenza tra istituzioni finanziarie rappresenta un aspetto cruciale nell’analisi del rischio sistemico. Le crisi degli ultimi decenni hanno mostrato come le semplici correlazioni lineari non siano sufficienti a descrivere i legami che emergono nei momenti di turbolenza: nei periodi di stress, infatti, le interconnessioni tendono a intensificarsi e a manifestarsi soprattutto nelle code delle distribuzioni, cioè negli scenari di perdite estreme. In questo contesto si inseriscono i modelli copula, strumenti statistici che consentono di modellare la dipendenza tra variabili random senza dover assumere a priori una distribuzione congiunta particolare. La base teorica dei modelli copula risiede nel Teorema di Sklar (1959), secondo cui per ogni distribuzione congiunta multivariata $H(x_1, x_2, \dots, x_n)$ con funzioni di distribuzione marginali $F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)$ esiste una copula C tale che:

$$H(x_1, x_2, \dots, x_n) = C(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)). \quad (3.22)$$

Questa rappresentazione permette di separare la dipendenza tra le variabili dalle loro distribuzioni marginali: da un lato si modellano le caratteristiche proprie di ciascuna istituzione (le marginali), dall’altro si cattura la struttura di dipendenza attraverso la copula. Dal punto di vista applicativo, questo approccio è particolarmente utile nel settore finanziario. Le distribuzioni dei rendimenti, infatti, presentano spesso asimmetrie, leptocurtosi e code pesanti, che rendono inadeguati i modelli basati sulla correlazione lineare. Le copule consentono invece di modellare diversi tipi di dipendenza, tra cui la cosiddetta *tail dependence*, cioè la probabilità che due istituzioni registrino simultaneamente perdite estreme. Questa caratteristica è essenziale per comprendere il rischio sistemico, perché proprio nelle code si concentrano gli episodi di contagio e le potenziali crisi. Tra le famiglie di copule più utilizzate troviamo la copula gaussiana, che riproduce bene la dipendenza lineare ma non la tail dependence, e la copula di Student- t , che invece riesce a catturare la maggiore concentrazione di eventi congiunti nelle code. Accanto a queste esistono copule asimmetriche, come quelle della famiglia Clayton o Gumbel, che permettono di differenziare la dipendenza in coda superiore e inferiore, offrendo così una descrizio-

ne ancora più realistica delle dinamiche di mercato. Formalmente, una copula bivariata $C_\theta(u, v)$ dipende da un parametro (o da più parametri) θ che regola l'intensità della dipendenza. La stima di tali parametri avviene di norma tramite il metodo di massima verosimiglianza o attraverso tecniche di inferenza semiparametrica. Una volta stimata la copula, è possibile calcolare misure di rischio congiunto e simulare scenari di stress in cui più istituzioni subiscono contemporaneamente shock negativi. In sintesi, i modelli copula forniscono un quadro analitico potente per lo studio del rischio sistemico: permettono di andare oltre la correlazione lineare, catturano la dipendenza nelle code e offrono una maggiore flessibilità nel descrivere i legami complessi tra istituzioni finanziarie. Per queste ragioni, essi rappresentano un complemento naturale alle misure tradizionali come il ΔCoVaR , consentendo di costruire un'analisi più completa e robusta delle vulnerabilità del sistema. Dal punto di vista applicativo, la costruzione di un modello copula per il sistema bancario avviene in due fasi. Nella prima, si stimano le distribuzioni marginali dei rendimenti o delle perdite delle singole banche, utilizzando approcci parametrici (distribuzioni con code pesanti, come la t -di Student) o non parametrici. Nella seconda, si procede al fitting della copula, trasformando i dati in pseudo-osservazioni uniformi e stimando i parametri della funzione di dipendenza. Le tecniche più diffuse sono la massima verosimiglianza e la pseudo-MLE, che permettono di adattare modelli anche complessi a dati empirici eterogenei. L'applicazione delle copule nello studio del rischio sistemico consente quindi di valutare la probabilità che più istituzioni bancarie siano simultaneamente esposte a perdite significative, identificando scenari di contagio non rilevabili con strumenti lineari. Ciò rappresenta un contributo essenziale alla misurazione di indicatori quali il CoVaR o l'Expected Shortfall congiunto, che costituiscono oggi pilastri delle analisi macro-prudenziali. In conclusione, il formalismo matematico delle copule, unito alla loro flessibilità applicativa, fornisce una cornice teorica robusta per lo studio della dipendenza tra istituzioni finanziarie e per l'elaborazione di strategie di prevenzione e mitigazione delle crisi sistemiche.

3.4.1 Pair-Copula Construction (PCC) e R-vine

L'approccio della Pair-Copula Construction (PCC) è stato sviluppato per affrontare il problema della modellizzazione della dipendenza in dimensione elevata, tipico dei sistemi bancari globali. In una rete finanziaria con d istituzioni, la distribuzione congiunta dei

rendimenti o delle perdite può essere modellata efficacemente utilizzando copule, che permettono di catturare le dipendenze non lineari tra le variabili. Questo approccio si adatta particolarmente bene a situazioni in cui le relazioni tra le entità non seguono distribuzioni normali. Nel capitolo successivo, implementerò un’analisi quantitativa su Python, utilizzando il modello PCC per studiare la dipendenza tra le banche in un contesto di rischio sistemico. In una rete finanziaria con d istituzioni, la distribuzione congiunta dei rendimenti o delle perdite

$$F(x_1, \dots, x_d) = \mathbb{P}(X_1 \leq x_1, \dots, X_d \leq x_d)$$

è difficilmente stimabile in forma chiusa. La PCC consente di fattorizzare la densità congiunta in termini di densità marginali e di copule bivariate condizionate, sfruttando ricorsivamente il teorema di Sklar.

La formula generale è

$$f(x_1, \dots, x_d) = \left(\prod_{i=1}^d f_i(x_i) \right) \prod_{\ell=1}^{d-1} \prod_{j=1}^{d-\ell} c_{j, j+\ell | D_{j, \ell}}(F(x_j | D_{j, \ell}), F(x_{j+\ell} | D_{j, \ell})), \quad (3.23)$$

dove: - $f_i(x_i) = \frac{\partial}{\partial x_i} F_i(x_i)$ è la densità marginale della i -esima banca; - $D_{j, \ell} \subset \{x_1, \dots, x_d\} \setminus \{x_j, x_{j+\ell}\}$ è l’insieme delle variabili di condizionamento al livello ℓ ; - $c_{j, j+\ell | D_{j, \ell}}$ è la densità della copula bivariate che lega le CDF condizionate $F(x_j | D_{j, \ell})$ e $F(x_{j+\ell} | D_{j, \ell})$.

L’equazione (3.23) mostra che l’intera dipendenza può essere ricostruita attraverso $d(d-1)/2$ copule bivariate, ciascuna adattata al legame specifico tra due istituzioni, condizionato sul resto. Questo approccio è ideale per il rischio sistemico, perché consente di analizzare i canali diretti di contagio (copule al primo livello) e quelli indiretti (copule condizionate ai livelli superiori). In pratica, un legame $c_{1,3|2}$ mi dice come la banca 1 e la banca 3 sono correlate, condizionatamente allo stato della banca 2: si tratta di una vera e propria misura dell’effetto di “ponte” esercitato da un intermediario sulla trasmissione dello shock. Un aspetto matematicamente interessante è che il modello PCC è flessibile: per ciascuna coppia condizionata posso scegliere una famiglia di copule diversa, adattando i parametri alla relazione empirica osservata. Ad esempio: - tra due banche con forti shock congiunti, scelgo una Student- t con parametro ρ (correlazione lineare) e ν (gradi di libertà, che regolano la coda); - tra due banche marginalmente legate da esposizioni di credito, uso una Clayton con parametro θ , che enfatizza la coda inferiore.

3.4.2 Vantaggi Rispetto alle Correlazioni Lineari

La correlazione lineare è uno strumento limitato per analizzare il rischio sistemico: misura solo la relazione media tra due variabili (come la correlazione di Pearson, che indica forza e direzione del legame ma non coglie dipendenze nei periodi di stress), senza distinguere tra fasi normali e di crisi. È noto infatti che nei momenti di turbolenza le connessioni tra banche si rafforzano, aumentando la probabilità di perdite simultanee. Le copule superano questi limiti perché separano il comportamento delle singole istituzioni dalle relazioni di dipendenza⁴. Permettono di modellare in modo flessibile la probabilità di eventi estremi, distinguendo scenari simmetrici e asimmetrici. Copule come la Student- t catturano l'aumento della dipendenza nelle code, mentre quelle Archimedee descrivono meglio la trasmissione delle perdite rispetto ai guadagni. Dal punto di vista applicativo, strumenti come il CoVaR⁵ o l'Expected Shortfall congiunto sfruttano le copule per stimare la probabilità di perdite comuni tra istituzioni, individuando i nodi critici della rete finanziaria. In sintesi, rispetto alla correlazione lineare, le copule offrono una visione più realistica delle interdipendenze bancarie e sono oggi strumenti fondamentali per lo studio del contagio e del rischio sistemico.

⁴Sklar, A. (1959). *Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges*.

⁵Adrian, T., Brunnermeier, M.K. (2016). *CoVaR*, American Economic Review.

Capitolo 4

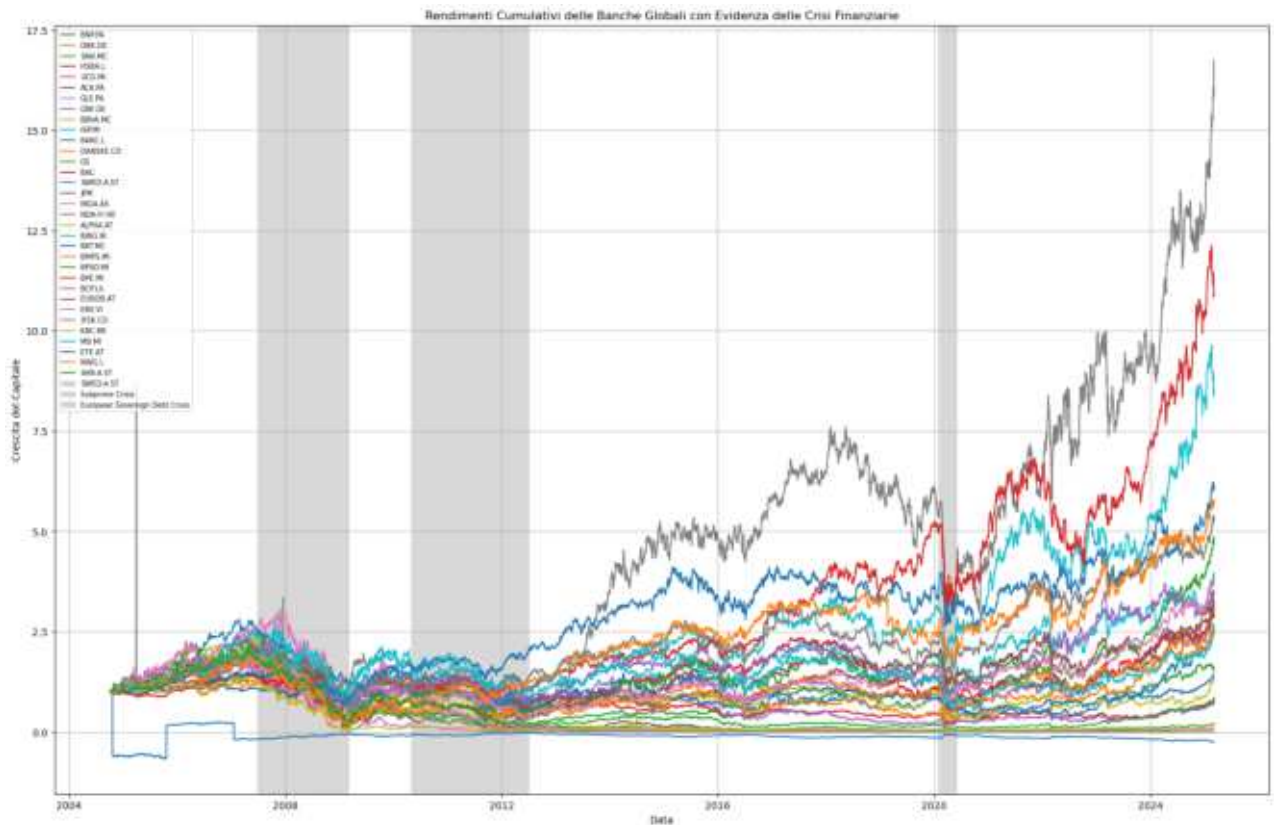
Costruzione e Implementazione dei Modelli ΔCoVaR

4.1 Raccolta e Selezione dei Dati

In questo capitolo descrivo come ho impostato l'analisi sulla performance e sul rischio sistemico del settore bancario internazionale nel periodo che va dal 3 gennaio 2004 al 30 settembre 2020. Mi pongo due obiettivi principali: da una parte illustro il campione di banche considerato, le fonti utilizzate e il modo in cui ho costruito i dati; dall'altra spiego le scelte metodologiche legate ai benchmark e alle variabili di stato che mi servono per misurare, in maniera dinamica, il livello di rischio delle istituzioni analizzate. Dopo questa parte introduttiva presento un *modello multivariato dinamico e statico* che mi consente di stimare e interpretare le misure di rischio di coda sia a livello di sistema sia di singola banca, con particolare attenzione agli indicatori CoVaR e ΔCoVaR . In questo approccio combino informazioni di mercato (rendimenti, volatilità, correlazioni) con dati di bilancio, in modo da avere una visione più completa dei fattori che influenzano la stabilità bancaria. Successivamente, analizzo il contributo di ciascuna banca al rischio sistemico attraverso il calcolo del ΔCoVaR individuale, che permette di quantificare come lo stress di una singola istituzione si trasmetta all'intero sistema. Infine, svolgo uno studio sul contagio e sulla sua velocità: il primo riguarda la propagazione degli shock finanziari da una banca all'altra, evidenziando i meccanismi di interdipendenza; il secondo misura la rapidità con cui tali shock si diffondono nella rete bancaria internazionale,

offrendo un'indicazione della vulnerabilità complessiva del sistema. Il periodo preso in esame include tre fasi di forte stress sistemico: la crisi finanziaria globale del 2007–2009, la crisi del debito sovrano europeo del 2010–2012 e le turbolenze legate alla pandemia di Covid-19 nel 2020. Questa estensione temporale mi permette di osservare come cambiano distribuzioni dei rendimenti, correlazioni tra istituti e meccanismi di contagio quando il mercato passa da condizioni normali a situazioni di crisi estrema. Il campione considerato comprende un insieme di **banche europee e nordamericane** di rilevanza sistemica, selezionate in base alla loro importanza nel mercato internazionale e alla disponibilità informativa. L'elenco finale include: Crédit Agricole (ACA.PA), Alpha Bank (ALPHA.AT), Monte dei Paschi (BMPS.MI), Barclays (BARC.L), BBVA (BBVA.MC), BCP (BCP.LS), Bank of Ireland (BIRG.IR), Bankinter (BKT.MC), BNP Paribas (BNP.PA), BPER Banca (BPE.MI), Popolare Sondrio (BPSO.MI), Commerzbank (CBK.DE), Danske Bank (DANSKE.CO), Deutsche Bank (DBK.DE), Erste Group (EBS.VI), National Bank of Greece (ETE.AT), Eurobank (EUROB.AT), Société Générale (GLE.PA), Goldman Sachs (GS), HSBC (HSBA.L), ING (INGA.AS), Intesa Sanpaolo (ISP.MI), JPMorgan (JPM), Jyske Bank (JYSK.CO), KBC (KBC.BR), Lloyds (LLOY.L), Mediobanca (MB.MI) e Nordea (NDA-FI.HE). L'inclusione di grandi player statunitensi (JPMorgan, Goldman Sachs, Bank of America) è motivata dall'elevata interconnessione con le banche europee attraverso attività di investment banking, mercati dei derivati, clearing e gestione patrimoniale: la loro presenza migliora la capacità dell'analisi di cogliere *shock* globali che si riflettono sulla stabilità del settore europeo. Per ciascuna banca ho raccolto prezzi di chiusura e volumi giornalieri, calcolando i rendimenti su base giornaliera. Quando i titoli non erano denominati in euro, li ho convertiti mediante tassi *spot* così da garantire la piena comparabilità. Con cadenza almeno trimestrale ho inoltre acquisito indicatori di bilancio e di solidità, quali capitale, *leverage ratio*, rapporto prestiti/depositi, quota di crediti deteriorati e *ROE*, così da collegare l'andamento dei prezzi alle caratteristiche strutturali delle istituzioni. Per rappresentare il comparto bancario e condurre analisi condizionali coerenti, adotto una struttura a tre panel. Gli indicatori raccolti includono la capitalizzazione di mercato, che riflette il valore attribuito dal mercato alla banca, la dimensione espressa in termini di totale attivo e i prestiti erogati alla clientela. La qualità dell'attivo viene misurata attraverso la quota di crediti deteriorati sul totale degli impieghi, mentre la redditività è catturata dal ritorno sul capitale proprio (ROE). La leva finanziaria è rappresentata in tre diverse configurazioni, così da evidenziare il grado di

indebitamento rispetto al capitale proprio. Ho inoltre considerato un indicatore sintetico di rischio, il rapporto prezzo/valore contabile (P/B ratio), utile a valutare eventuali sopravvalutazioni o sottovalutazioni di mercato, e il coefficiente β del CAPM, che esprime la sensibilità del titolo rispetto all'andamento del mercato complessivo.



(a) Rendimenti Cumulativi Delle Banche Globali Con Evidenza Delle Crisi Finanziarie

Per rappresentare quindi l'andamento del comparto bancario e per condurre analisi *condizionali* coerenti, adottiamo una **struttura a tre panel**:

- **Panel A — STOXX Europe 600 Banks ($\hat{S}X7P$):** misura l'andamento del settore bancario su base paneuropea, includendo paesi dell'UE e non UE. È la vista più ampia del settore in Europa.
- **Panel B — EURO STOXX Banks ($\hat{S}X7E$):** concentra l'attenzione sull'area euro, riducendo l'eterogeneità valutaria e regolamentare; utile per analisi coerenti con la politica monetaria dell'Eurozona.
- **Panel C — Portafoglio equally-weighted del paniere di banche:** una misura “*non ponderata*” costruita combinando in parti uguali i rendimenti delle banche del

campione. Questo benchmark mitiga la dominanza delle big-cap e fotografa la *media* del settore dal punto di vista dell'istituzione "tipica".

La coesistenza di tre prospettive consente analisi di robustezza rispetto alla scelta del benchmark: (i) *paneuropeo* (diversificazione geografica), (ii) *area euro* (omogeneità macro/valutaria) e (iii) *media non ponderata* (neutralità rispetto alla dimensione). La struttura dati fin qui descritta - rendimenti giornalieri, benchmark multipli, variabili di stato e indicatori di bilancio alimenta un **modello multivariato** pensato per catturare (i) la dipendenza tra ogni banca e il sistema in coda distributiva e (ii) la sua evoluzione nel tempo al variare del regime di mercato. Nel seguito descrivo l'impostazione utilizzata per valutare il rischio, spiegando come vengono considerate le variazioni più estreme dei dati. Successivamente illustreremo le ipotesi di base su cui si fonda l'analisi e confronteremo i risultati ottenuti nei tre diversi casi, così da verificare la solidità delle conclusioni anche cambiando il punto di riferimento. La Tabella 6.2 riassume le principali statistiche campionarie dei rendimenti giornalieri. Le statistiche descrittive evidenziano alcuni tratti cruciali per la misurazione del rischio sistemico. I rendimenti medi giornalieri risultano prossimi allo zero, ma con valori persistentemente negativi per istituzioni fragili come BMPS.MI ($-0,18\%$), EUROB.AT ($-0,09\%$) e CBK.DE ($-0,02\%$). La volatilità si concentra per lo più tra il 2% e il 3%, con punte ben superiori per banche periferiche (EUROB.AT 5,16%, BIRG.IR 4,40%, BMPS.MI 3,69%), indicando una maggiore esposizione a shock improvvisi. Estremi giornalieri eccezionali (BMPS.MI $-69,8\%$, NWG.L $-66,6\%$, BIRG.IR $-54,7\%$) confermano la vulnerabilità di singoli intermediari e la possibilità di eventi di coda molto severi. La distribuzione dei rendimenti mostra asimmetria negativa in più casi (BMPS.MI, NWG.L, MB.MI, ISP.MI), segnalando code sinistre accentuate e quindi rilevanti per la stima del CoVaR condizionato. L'eccesso di curtosi è diffuso su quasi tutto il campione, con valori estremi (BKT.MC 107, BARC.L 82, BMPS.MI 43), a conferma di distribuzioni leptocurtiche e della presenza sistematica di movimenti estremi. In linea con tali evidenze, il VaR al 1% si colloca tipicamente tra -5% e $-8,5\%$, ma assume valori particolarmente severi per EUROB.AT ($-15,1\%$), BIRG.IR ($-12,6\%$) e BMPS.MI ($-10,1\%$). Questi risultati sottolineano la presenza di rischi idiosincratici, cioè legati a fattori specifici di una singola banca (come la qualità del credito, la struttura della leva o la redditività), che si distinguono dal rischio sistematico poiché non dipendono dall'andamento del mercato nel suo complesso. Sebbene teoricamente diversificabili in un

portafoglio ampio, tali rischi possono diventare rilevanti quando riguardano istituzioni di dimensione o importanza sistemica. La combinazione di questi profili con code distribuzionali particolarmente spesse rende necessario un approccio basato sul $\Delta CoVaR$, così da cogliere i contributi marginali al rischio di coda dell'intero sistema. Per quanto riguarda invece gli indicatori di bilancio osservati, presenti in **Tabella 6.1** analizziamo che:

Capitalizzazione e Scala Operativa. La **Market Cap** varia di ordini di grandezza, segnando una netta separazione fra gruppi di dimensione sistemica e realtà medio-piccole. Nella *coda alta* figurano emittenti con capitalizzazione molto elevata (ad es. HSBA.L, INGA.AS, JPM e, nel dataset fornito, JYSK.CO), mentre la *coda bassa* comprende istituti come ALPHA.AT, EUROB.AT, BKT.MC e BPSO.MI. La variabile **Size** (attivi in mld€) conferma la dispersione nella scala operativa: prestatori con **Loans** oltre 250 mld€ (JPM, BIRG.IR, NDA-FI.HE, ETE.AT, LLOY.L, JYSK.CO) coesistono con intermediari sotto 100 mld€ (EBS.VI, MB.MI, ISP.MI).

Qualità del Credito e Redditività. Gli **NPL%** evidenziano profili di rischio molto diversi. Tra i più contenuti si segnalano NDA-FI.HE (1,10%), ISP.MI (1,20%), DANKSKE.CO (1,21%) e ACA.PA (1,34%); sul fronte opposto, livelli più elevati per DBK.DE (9,88%), KBC.BR (8,70%), GLE.PA (8,25%), BIRG.IR (8,37%), EBS.VI (7,84%) e HSBA.L (7,43%). La **redditività** (*ROE*) mostra un gradiente marcato: valori alti per INGA.AS (16,80%), BBVA.MC (16,53%), BMPS.MI (14,48%), JYSK.CO (14,82%) e BARC.L (13,29%); più contenuti per EBS.VI (5,33%), EUROB.AT (5,41%), LLOY.L (6,00%), ETE.AT (6,40%) e BIRG.IR (6,55%). Nel prosieguo verificheremo empiricamente se rischiosità creditizia più bassa e capitale più abbondante si associno a maggiore stabilità dei rendimenti.

Leva Finanziaria Le tre misure **Lev1–Lev3** (definite in modo alternativo) si collocano in genere nell'intervallo 8–20 per Lev1/Lev2, mentre *Lev3* mostra una dispersione più ampia con valori elevati per BPSO.MI (38,10), EBS.VI (37,74), KBC.BR (37,01), JYSK.CO (36,92), GLE.PA (29,80) e BMPS.MI (30,33). Tali indicatori verranno inseriti come covariate per testare l'ipotesi — centrale nella letteratura sul rischio sistemico — che livelli di leva più alti amplifichino l'esposizione a shock di coda.

Indicatori di Mercato: Risk, P/B e β -CAPM. L'indicatore **Risk** (sintetico) varia tra circa 0,5 e 2,8, con valori bassi per DANSKE.CO e BPE.MI (circa 0,5) e più alti per BKT.MC (2,75), JYSK.CO (2,62) e ACA.PA (2,31). Il **P/B** si colloca per molti emittenti in un intorno di 1, ma il dataset riporta alcuni valori *anomali di codifica* (ad es. BARC.L = 73,54, BKT.MC = 1587, DANSKE.CO = 1108, DBK.DE = 1102), verosimilmente dovuti a separatori decimali o unità non uniformi.¹ Il **β -CAPM** oscilla per lo più tra 0,6 e 1,6: valori relativamente *difensivi* per DBK.DE e INGA.AS ($\beta \simeq 0,62$), prossimi o superiori a 1 per molte banche *retail/universal*, e più elevati per istituti con profilo *pro-ciclico* (BMPS.MI e JYSK.CO = 1,57, KBC.BR = 1,56, GLE.PA = 1,55, ISP.MI = 1,53, GS = 1,51). Queste differenze nella sensibilità al mercato saranno cruciali per valutare il contributo al rischio sistemico condizionato al regime.

Implicazioni per il Modello. La combinazione di *scala, qualità del credito, leva e sensibilità di mercato* suggerisce una struttura fortemente eterogenea del campione. Per evitare che la diversa unità di misura distorca le stime, le variabili contabili verranno trasformate in logaritmi dove opportuno (MktCap, Loans, Size), *winsorizzate* nelle code e standardizzate. Nel modello multivariato impiegheremo tali covariate per spiegare la variazione trasversale e temporale delle misure di coda (CoVaR e Δ CoVaR) sui tre pannelli settoriali, verificando la robustezza rispetto a differenti benchmark (paneuropeo, area euro ed equally-weighted).

4.2 Analisi Descrittiva dei Contributi Δ CoVaR

Oltre ai valori puntuali di VaR, CoVaR e Δ CoVaR che ho riportato in appendice per ciascuna banca, presento qui delle statistiche di sintesi che mi permettono di cogliere in modo più immediato l'andamento dei contributi al rischio sistemico nei diversi contesti di crisi. Come si osserva in Tabella 6.12, i valori medi di Δ CoVaR risultano sempre negativi, segnalando che lo stress delle singole banche tende ad amplificare il rischio sistemico complessivo. In particolare, nel **Panel A** (STOXX Europe 600 Banks) rilevo come la crisi da COVID-19 abbia mostrato un contributo medio pari a -0.0351 , con un valore minimo di -0.0705 , più elevato in termini assoluti rispetto alla crisi Subprime (media -0.0266) e al

¹Prima delle stime si applicherà una procedura di *data cleaning*: uniformazione dei separatori, controllo delle unità, *winsorization* all'1% e standardizzazione (*z-score*).

Debito Sovrano (media -0.0191). Risultati simili emergono anche per il **Panel B** (EURO STOXX Banks) e per il **Panel C** (Equal Weighted Banks), confermando che l'impatto pandemico è stato più severo sul rischio di contagio. In Tabella 6.13 riporto invece il ranking delle banche con i contributi più negativi a ΔCoVaR , limitatamente al **Panel A**. Ho riscontrato che la **Bank of Ireland (BIRG.IR)** è risultata la più critica nella fase Subprime (-0.0742), mentre durante la crisi del Debito Sovrano il valore peggiore è stato associato a **UniCredit (UCG.MI)** con -0.0636 . Nel contesto del COVID-19, invece, spiccano **Lloyds (LLOY.L)** con -0.0687 e **KBC (KBC.BR)** con -0.0697 . Ho notato inoltre che **Bank of Ireland**, pur non emergendo come caso estremo nelle altre crisi, mantiene un livello elevato di vulnerabilità; lo stesso vale per **Deutsche Bank (DBK.DE)** e **Commerzbank (CBK.DE)**, entrambe più volte nella parte alta del ranking, segno della loro rilevanza sistemica nei momenti di tensione. La Tabella 6.14 mi consente infine di confrontare in maniera incrociata crisi e panel. Ho notato che, indipendentemente dal benchmark utilizzato, la pandemia da COVID-19 è stata sempre associata ai valori medi e mediani più bassi, indicando la maggiore fragilità del sistema in quel periodo. Al contrario, la crisi del Debito Sovrano è apparsa meno intensa nella media, pur con outlier significativi, in particolare tra le banche greche e italiane (ETE.AT ed EUROB.AT). La crisi Subprime ha mostrato un impatto intermedio ma diffuso, colpendo soprattutto le banche americane, anglosassoni e spagnole. Nel complesso, queste evidenze numeriche mi portano a concludere che le crisi sistemiche hanno determinato un incremento rilevante della vulnerabilità del settore bancario europeo. I valori minimi di ΔCoVaR coincidono con gli episodi di maggiore contagio (*tail risk*), mentre le banche di dimensioni maggiori o caratterizzate da livelli elevati di crediti deteriorati (*NPL*) hanno mostrato i contributi più elevati al rischio sistemico. Questo risultato, emerso chiaramente in Tabella 6.13 e confermato dalle statistiche aggregate di Tabella 6.12 e Tabella 6.14, sottolinea come la stabilità del sistema bancario non dipenda solo dalla dimensione complessiva del mercato, ma anche dalla qualità degli attivi e dalla solidità patrimoniale delle singole istituzioni.

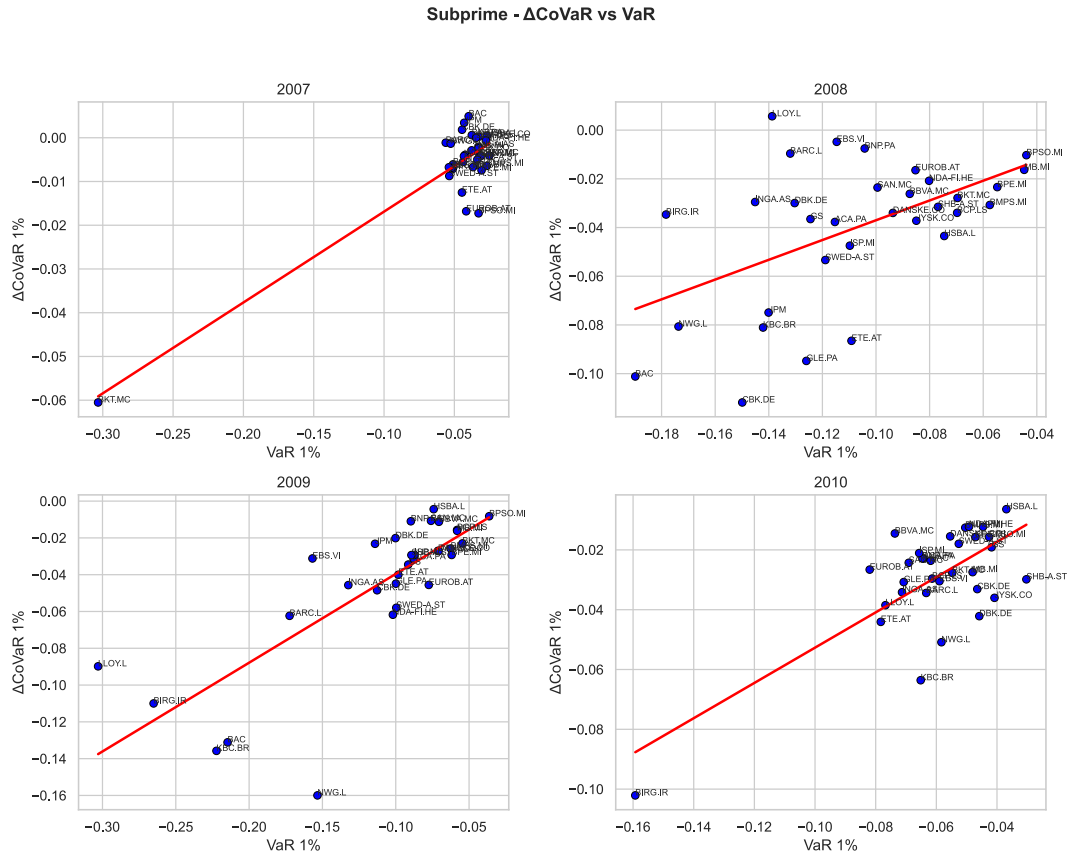


Figura 4.2: Scatter plot $\Delta\text{CoVaR}_{99\%}$ vs $\text{VaR}_{99\%}$ durante la crisi Subprime

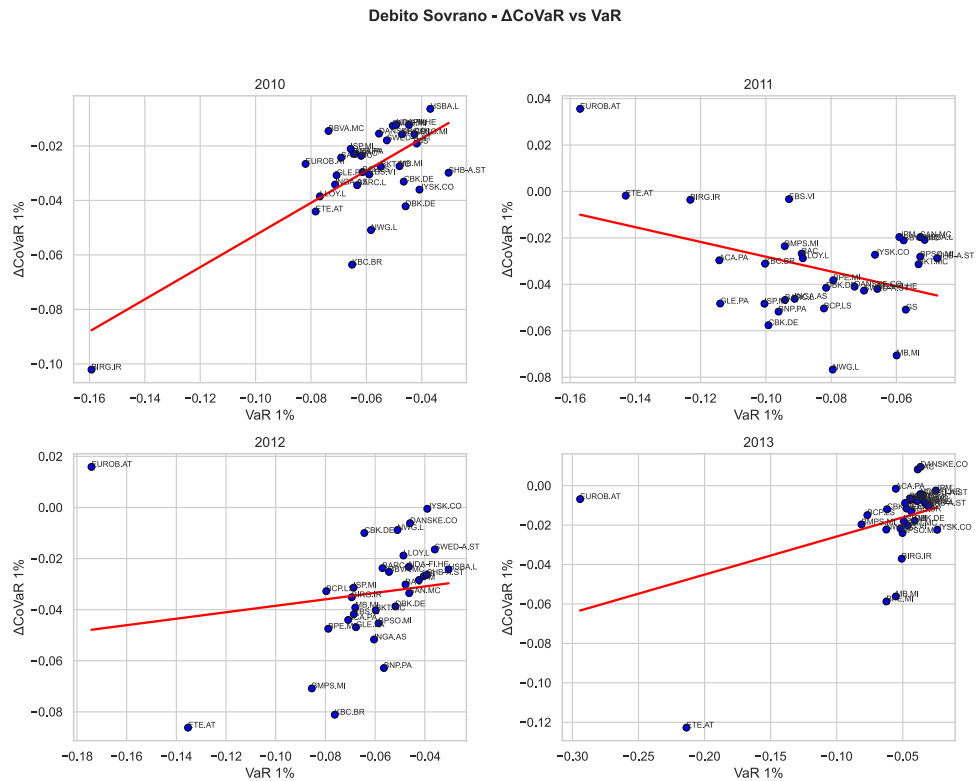


Figura 4.3: Scatter plot $\Delta\text{CoVaR}_{99\%}$ vs $\text{VaR}_{99\%}$ durante la crisi del Debito Sovrano

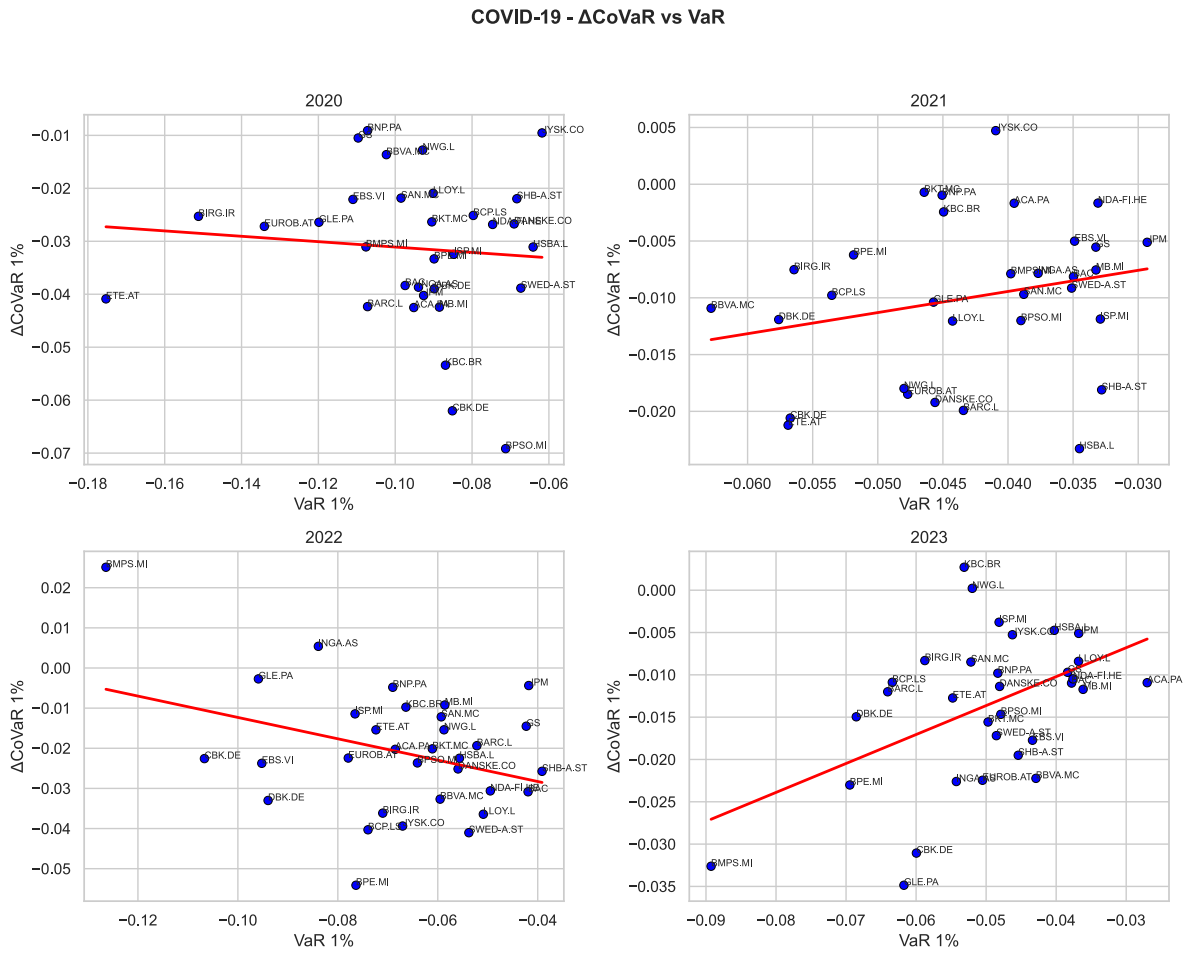


Figura 4.4: Scatter plot $\Delta\text{CoVaR}_{99\%}$ vs $\text{VaR}_{99\%}$ durante la crisi COVID-19

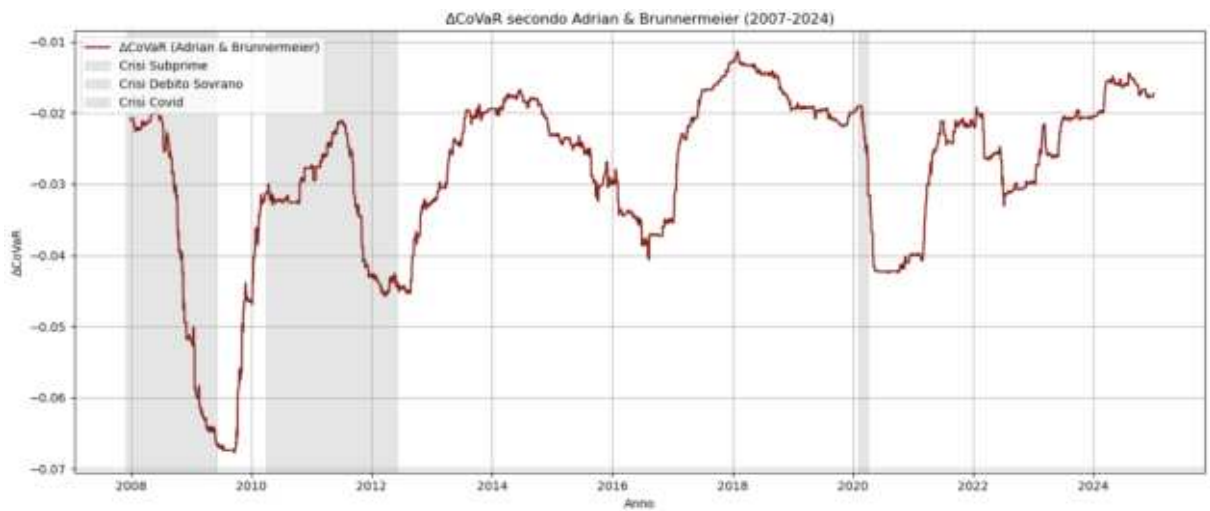


Figura 4.5: Andamento del ΔCoVaR secondo Adrian & Brunnermeier (2007–2024)

La Figura 4.5 mostra l'andamento temporale del $\Delta CoVaR$ stimato secondo la metodologia proposta da Adrian e Brunnermeier, calcolato su base mobile per il periodo 2007–2024. Il grafico evidenzia chiaramente come gli episodi di maggiore instabilità finanziaria si riflettano in un incremento significativo del rischio sistemico. Durante la **crisi Subprime** (2007–2009) il $\Delta CoVaR$ ha registrato i valori più negativi dell'intero campione, toccando punte prossime a -0.07 . Ciò riflette il forte grado di contagio tra le istituzioni bancarie e l'estrema fragilità del sistema globale, culminata nel fallimento di Lehman Brothers e nel successivo collasso dei mercati interbancari. Nel corso della **crisi del debito sovrano europeo** (2010–2012) si osserva un nuovo aumento della vulnerabilità sistemica, con valori del $\Delta CoVaR$ intorno a $-0.04/ -0.05$. L'intensità, seppur inferiore a quella della crisi Subprime, conferma come il rischio possa propagarsi rapidamente attraverso il canale delle esposizioni ai titoli di Stato e la sfiducia degli investitori verso l'area euro. Nel periodo di relativa stabilità compreso tra il 2013 e il 2019, il $\Delta CoVaR$ si è mantenuto su valori meno estremi (circa $-0.02/ -0.03$), segnalando una maggiore stabilità del sistema bancario. Tale evoluzione è coerente con le riforme regolamentari introdotte a livello internazionale (Basilea III, stress test europei, riduzione degli NPL), che hanno rafforzato la solidità patrimoniale degli intermediari. La **crisi pandemica da Covid-19** (2020) ha determinato un nuovo crollo repentino del $\Delta CoVaR$, con valori prossimi a -0.05 . A differenza delle crisi precedenti, l'impatto è stato concentrato in poche settimane e seguito da un recupero relativamente rapido, grazie agli interventi tempestivi delle banche centrali e alle misure fiscali straordinarie adottate dai governi. Nel periodo successivo (2021–2024), il $\Delta CoVaR$ ha mostrato valori negativi più contenuti, oscillanti intorno a $-0.02/ -0.03$. Questo evidenzia una condizione di maggiore stabilità del sistema, pur in presenza di nuove fonti di rischio legate a shock geopolitici, tensioni inflazionistiche e rialzi dei tassi di interesse. In sintesi, il $\Delta CoVaR$ si conferma uno strumento particolarmente efficace per misurare il rischio sistemico: (i) coglie la propagazione degli shock nelle fasi di crisi; (ii) mostra differenze di intensità e velocità di recupero tra i diversi episodi; (iii) consente di valutare l'efficacia delle riforme regolamentari e degli interventi straordinari nella riduzione della vulnerabilità complessiva del sistema finanziario.

Relazione tra Rischio Individuale e Sistemico nelle Principali Crisi

Per analizzare il legame tra rischio individuale e contributo sistemico delle banche, nelle Figure 4.2, 4.3 e 4.4 riportiamo i grafici $\Delta CoVaR_{99\%}$ vs $VaR_{99\%}$ per ciascun anno delle tre crisi considerate: Subprime (2007–2010), Debito Sovrano (2010–2013) e COVID-19 (2020–2023). I valori puntuali di $VaR_{99\%}$, $CoVaR_{99\%}$ e $\Delta CoVaR_{99\%}$ sono riportati nelle Tabelle 6.3–6.11.

Crisi Subprime (2007–2010). Come si osserva in Figura 4.2, già nel 2007 emerge una chiara relazione positiva: banche con perdite estreme più elevate (VaR molto negativo) mostrano un contributo più accentuato al rischio sistemico ($\Delta CoVaR$ più negativo). Ad esempio, BKT.MC e LLOY.L presentano $\Delta CoVaR$ molto negativi (cfr. Tabella 6.3, rispettivamente -0.0249 e -0.0606). Nel biennio 2008–2009 la dispersione cresce, con istituti come BAC, CBK.DE e WG.L che evidenziano effetti sistemici rilevanti, riflettendo lo shock trasmesso dal sistema bancario statunitense a quello europeo. Nel 2010 la maggior parte degli istituti torna verso valori meno estremi, ma alcuni outlier (IRG.IR, WG.L) mantengono un ruolo di contagio rilevante. Le Tabelle 6.3–6.9 confermano che banche come BIRG.IR, LLOY.L e DBK.DE hanno $\Delta CoVaR$ particolarmente elevati in valore assoluto, mentre player globali come HSBC e JPM mostrano contributi sistemici più contenuti. In sintesi, nella fase Subprime il contagio è stato guidato da leva elevata e interconnessione, con un ruolo centrale delle banche europee più fragili.

Crisi del Debito Sovrano (2010–2013). Dai grafici in Figura 4.3 emerge un pattern diverso: nel 2010 la relazione resta positiva, ma banche periferiche come IRG.IR e ETE.AT mostrano $\Delta CoVaR$ molto negativi (cfr. Tabella 6.4). Nel 2011 la regressione si appiattisce e diventa persino negativa: non sono soltanto le banche più rischiose a trasmettere contagio, ma anche istituti con VaR moderato. Questo riflette la natura sistemica della crisi dei debiti sovrani, in cui la vulnerabilità derivava soprattutto dall’esposizione ai titoli di Stato domestici. Nel 2012–2013 la relazione positiva si rafforza nuovamente: banche italiane, greche e spagnole amplificano lo shock, come confermato dai valori molto negativi di $\Delta CoVaR$ per UCG.MI (-0.0636), ETE.AT (-0.0481) e BIRG.IR (-0.0262). In generale,

durante questa crisi il driver principale non è stata la leva di mercato, bensì la qualità del credito e la concentrazione in titoli sovrani.

Crisi COVID-19 (2020–2023). Come evidenziato in Figura 4.4, nel 2020 la regressione è quasi piatta: indipendentemente dal VaR, molte banche hanno contribuito in modo simile al rischio sistemico. La pandemia ha infatti rappresentato uno shock globale ed esogeno. Negli anni successivi (2021–2022) persiste una forte dispersione: alcuni istituti (BMPS.MI, IRG.IR) mostrano $\Delta CoVaR$ molto negativi pur con VaR contenuti, segnalando fragilità idiosincratiche. Nel 2023 il legame torna positivo, con una chiara distinzione tra banche più solide e più vulnerabili. Le Tabelle 6.5–6.11 mostrano valori di $\Delta CoVaR$ particolarmente elevati per banche italiane e nord-europee (BPS0.MI: -0.070; KBC.BR: -0.069; LLOY.L: -0.068), mentre anche istituti globali come JPM e GS hanno contribuito sistemici significativi (oltre -0.045). In conclusione, la crisi pandemica si distingue come shock universale, che ha colpito sia grandi gruppi internazionali sia banche domestiche fragili, pur con intensità diverse.

Dunque, il confronto tra le tre crisi evidenzia differenze strutturali: nella *Subprime* il contagio è stato guidato da leva e interconnessione di mercato; nella *crisi del Debito Sovrano* dalla concentrazione in titoli pubblici e dalla qualità del credito; nel *COVID-19* da uno shock globale diffuso, dove la vulnerabilità sistemica non era più legata esclusivamente alla rischiosità individuale, ma all’impatto generalizzato dell’evento esogeno.

4.2.1 Interpretazione Empirica dei Risultati

L’analisi delle stime di $VaR_{99\%}$, $CoVaR_{99\%}$ e $\Delta CoVaR_{99\%}$ riportate nelle Tabelle 6.3–6.14 consente di trarre alcune evidenze rilevanti circa l’evoluzione del rischio sistemico nelle tre crisi considerate (Subprime, Debito Sovrano e COVID-19), nonché di confrontare la dinamica tra diversi panel di riferimento (STOXX Europe 600 Banks, EURO STOXX Banks e Equal Weighted Banks).

Durante la crisi Subprime emerge un contributo sistemico particolarmente marcato da parte delle banche con elevata leva e maggiore esposizione ai mercati finanziari internazionali. Come mostrato nella Tabella 6.3, istituti come BIRG.IR ($\Delta CoVaR = -0.0742$), LLOY.L ($\Delta CoVaR = -0.0606$) e DBK.DE ($\Delta CoVaR = -0.0493$) hanno trasmesso un

impatto sistemico di grande intensità, riflettendo condizioni di vulnerabilità strutturale e forte dipendenza da mercati wholesale. Al contrario, player globali come HSBC o JPM mostrano valori contenuti ($\Delta CoVaR$ intorno a -0.01), indicando maggiore stabilità. Dal confronto tra Panel A, B e C emerge come i contributi mediani siano sistematicamente negativi (Tabella 6.14), con valori compresi tra -0.024 e -0.023, a conferma che, nella fase iniziale della crisi, lo shock si sia propagato in modo generalizzato ma con intensità più forte su istituti fragili e con bassa diversificazione.

Nella crisi del debito sovrano europeo la dinamica del rischio sistemico cambia radicalmente. I risultati delle Tabelle 6.4 e 6.7 evidenziano come le banche più esposte ai titoli di Stato periferici abbiano assunto un ruolo dominante nella trasmissione del contagio. In particolare, UCG.MI ($\Delta CoVaR = -0.0636$), ETE.AT ($\Delta CoVaR = -0.0482$) e BMPS.MI ($\Delta CoVaR = -0.0412$) figurano tra i maggiori contributori sistemici. Rispetto alla crisi Subprime, le banche dei Paesi core (ad esempio BNP.PA, GS) presentano valori molto più contenuti, segnalando che l'elemento discriminante non era più la leva finanziaria ma la qualità del credito sovrano. Le statistiche descrittive in Tabella 6.14 mostrano come i valori medi di $\Delta CoVaR$ siano inferiori rispetto al periodo Subprime (-0.019 contro -0.027), ma con minimi particolarmente negativi (-0.0636), confermando la forte eterogeneità tra istituti. In sintesi, il contagio sistemico in questa fase è stato guidato dall'interazione tra fragilità del debito pubblico e vulnerabilità bancaria.

La crisi pandemica del 2020–2023 si distingue per la sua natura esogena e globale. Dalle Tabelle 6.5 e 6.8 emerge come $\Delta CoVaR$ assuma valori negativi diffusi per l'intero campione, indipendentemente dalla rischiosità individuale misurata dal VaR. Istituti come BPSO.MI ($\Delta CoVaR = -0.0705$), KBC.BR (-0.0697) e LLOY.L (-0.0687) registrano i contributi più elevati, ma anche grandi banche internazionali come JPM (-0.0509) e GS (-0.0487) mostrano impatti sistemici significativi, a differenza delle crisi precedenti. Questo indica che lo shock pandemico ha colpito trasversalmente l'intero settore, riducendo la capacità di distinguere tra istituti più e meno rischiosi. Le statistiche riassuntive (Tabella 6.14) mostrano infatti valori medi e mediani simili per tutti i panel (-0.033/-0.035), con una distribuzione meno dispersa rispetto alla crisi del debito sovrano, ma con valori minimi molto negativi (-0.071). In sintesi, la pandemia si caratterizza come shock sistemico universale, con effetti non circoscritti a specifici Paesi o tipologie di banche.

Il ranking dei contributi sistemici riportato in Tabella 6.13 consente di sintetizzare le differenze tra le tre crisi. Nella fase Subprime i maggiori contributi negativi provengono da banche con alta leva e vulnerabilità di mercato (BIRG.IR, LLOY.L, DBK.DE); nella crisi del debito sovrano i valori più estremi si registrano tra gli istituti dei Paesi periferici (UCG.MI, ETE.AT, BMPS.MI); nella pandemia COVID-19 la trasmissione sistemica diventa pervasiva, coinvolgendo sia banche medio-piccole sia grandi player internazionali. Dal punto di vista delle statistiche descrittive, la crisi Subprime mostra valori medi di $\Delta CoVaR$ intorno a -0.027, la crisi del debito sovrano intorno a -0.019, mentre il COVID-19 rappresenta lo scenario più severo con valori medi attorno a -0.034, confermandosi come shock sistemico globale.

4.2.2 Modello Multivariato Dinamico per il $\Delta CoVaR$

In questa parte del lavoro ho implementato in modo sistematico la misura del $\Delta CoVaR$ su tre diverse rappresentazioni del settore bancario europeo e su tre finestre di crisi. Ho scaricato le serie di prezzi giornalieri delle banche e degli indici di riferimento da **Yahoo Finance** per il periodo 2007–2023, e da queste ho costruito i rendimenti logaritmici. Per la dimensione sistemica ho considerato tre pannelli: l'indice paneuropeo delle banche (SX7P, *Panel A*), l'indice delle sole banche dell'area euro (SX7E, *Panel B*) e un portafoglio equally-weighted delle banche disponibili nel campione (*Panel C*). Per evitare problemi di stima dovuti alla mancanza di dati completi nelle finestre di crisi, ho introdotto un meccanismo di fallback per-finestra: quando l'indice sistemico primario non era sufficientemente lungo o presentava troppi valori mancanti, selezionavo in automatico la proxy con più osservazioni valide tra la media equally-weighted e una proxy costruita sulle sole banche dell'area euro. Il $\Delta CoVaR$ è stato definito a livello di singola banca i e per ciascuna finestra tramite regressione quantilica locale del rendimento individuale $R_{i,t}$ sul rendimento sistemico S_t , al livello di coda τ :

$$\begin{aligned} Q_\tau(R_{i,t} \mid S_t) &= \alpha_i(\tau) + \beta_i(\tau)S_t, \\ CoVaR_{i|S}^\tau &= \alpha_i(\tau) + \beta_i(\tau)VaR_S^\tau, \\ \Delta CoVaR_i^\tau &= CoVaR_{i|S}^\tau - VaR_i^\tau. \end{aligned}$$

Ho scelto $\tau = 1\%$ per catturare la coda sinistra della distribuzione (VaR/CoVaR al

99%) e ho stimato i parametri con `statsmodels.QuantReg`. Tutti i risultati, inclusi VaR , $CoVaR$ e $\Delta CoVaR$, sono stati raccolti in matrici $Panel \times Crisi$ e stampati direttamente a schermo, ordinando le banche per contributo medio negativo o positivo al rischio sistemico.

Successivamente, mi sono concentrato sull'identificazione dei *determinanti* del rischio sistemico. A tal fine ho costruito un dataset di variabili di bilancio e di mercato per ciascuna banca, mantenendo come variabile dipendente la misura di *SystemicRisk* e selezionando un insieme di regressori di interesse coerente con i dati disponibili. Quindi dopo aver stimato le misure di $\Delta CoVaR$ e identificato i contributi delle singole banche al rischio sistemico, ho esteso il modello interpretativo introducendo una componente *dinamica*. L'idea è che il rischio sistemico di oggi non dipenda solo dai fondamentali di bilancio e di mercato, ma anche dal livello di rischio sistemico osservato nel periodo precedente.

Il modello stimato è dunque il seguente:

$$\begin{aligned}
 SystemicRisk_{i,t} = & \beta_0 + \beta_1 MarketCap_{i,t} + \beta_2 Size_{i,t} + \beta_3 Loans_{i,t} + \beta_4 BadLoans_{i,t} \\
 & + \beta_5 ROE_{i,t} + \beta_6 Leverage1_{i,t} + \beta_7 Leverage2_{i,t} + \beta_8 Leverage3_{i,t} \\
 & + \beta_9 Risk_{i,t} + \beta_{10} P/B_{i,t} + \beta_{11} \beta_{i,t}^{(CAPM)} \\
 & + \gamma_1 \underline{SystemicRisk_{i,t-1}} + \varepsilon_{i,t},
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

dove la parte sottolineata rappresenta la componente **dinamica** del modello.

Descrizione dei termini del modello:

- **Costante** (β_0). Intercetta del modello: rappresenta il livello medio di rischio sistemico al netto dei determinanti considerati.
- **MarketCap_{i,t}** (β_1). Capitalizzazione di mercato della banca. Un $\beta_1 > 0$ indica che banche più grandi in termini di valore di mercato contribuiscono in misura maggiore al rischio sistemico.
- **Size_{i,t}** (β_2). Dimensione complessiva (es. totale attivi). Un $\beta_2 > 0$ riflette l'idea di *too big to fail*: banche più grandi hanno un impatto sistemico più forte.
- **Loans_{i,t}** (β_3). Totale prestiti concessi. Se $\beta_3 > 0$, una maggiore esposizione creditizia amplifica la vulnerabilità agli shock macroeconomici.

- **BadLoans_{*i,t*}** (β_4). Percentuale di crediti deteriorati. Un coefficiente positivo segnala che la scarsa qualità degli attivi accresce la fragilità sistemica.
- **ROE_{*i,t*}** (β_5). Redditività del capitale proprio. Un $\beta_5 < 0$ suggerirebbe che banche più redditizie riescono a contenere meglio il rischio sistemico.
- **Leverage1, Leverage2, Leverage3** (β_6 – β_8). Diverse misure di leva finanziaria. Coefficienti positivi implicano che più alta è la leva, maggiore è la probabilità che perdite sugli attivi si traducano in insolvenze e contagio al sistema.
- **Risk_{*i,t*}** (β_9). Indicatore di rischio complessivo (ad es. volatilità). Un $\beta_9 > 0$ significa che una banca più rischiosa contribuisce maggiormente alla fragilità sistemica.
- **P/B_{*i,t*}** (β_{10}). Rapporto prezzo/valore contabile, usato come proxy di solidità patrimoniale. Un coefficiente negativo indicherebbe che banche meglio capitalizzate riescono a contenere il proprio contributo al rischio sistemico.
- **$\beta_{i,t}^{(CAPM)}$** (β_{11}). Esposizione al rischio di mercato. Se $\beta_{11} > 0$, banche più sensibili ai movimenti di mercato trasmettono più facilmente shock sistemici.
- **SystemicRisk_{*i,t-1*}** (γ_1). Componente dinamica del modello: cattura l'inerzia del rischio sistemico. Un $\gamma_1 > 0$ indica che il rischio ha memoria, ossia gli shock persistono nel tempo.
- **Errore $\varepsilon_{i,t}$** . Raccoglie i fattori non osservati o non inclusi nel modello che incidono comunque sul rischio sistemico.

Il modello dinamico permette di catturare sia l'effetto immediato dei fondamentali bancari e di mercato, sia l'effetto di *persistenza* del rischio sistemico attraverso il termine laggato. Questa estensione è particolarmente importante in letteratura: evidenzia che lo stress sistemico tende ad avere memoria e che la politica di vigilanza dovrebbe tenere conto non solo delle condizioni attuali delle banche, ma anche della storia recente del sistema.

Dai risultati empirici ottenuti, è emerso che:

- l'esposizione al mercato (β^{CAPM}) è risultata il driver più stabile e statisticamente significativo in tutte le specificazioni;
- la dimensione (*Size*) ha mostrato un impatto positivo e persistente, sebbene con significatività variabile;
- la qualità del credito (*BadLoans*) e la leva (*Leverage1*) hanno contribuito in modo rilevante soprattutto nelle crisi più acute;
- la redditività (*ROE*) ha guadagnato importanza nella parte bassa della distribuzione (analisi quantiliche), suggerendo un ruolo protettivo in contesti di stress meno estremo.

Nel complesso, questo modello ha fornito un quadro chiaro: non esiste un unico fattore che spiega il rischio sistemico, ma un insieme di driver che interagiscono tra loro. Alcuni fattori sono più importanti in media (ad esempio l'esposizione al mercato), altri diventano cruciali solo in periodi di stress (ad esempio la qualità del credito).

L'analisi empirica del modello dinamico proposto consente di evidenziare come i determinanti del rischio sistemico varino sensibilmente a seconda della natura della crisi considerata. Nel caso della crisi **Subprime (2008–2009)**, i risultati mostrano un R^2 pari a 0.401, il più elevato tra le tre regressioni, indicando che i fondamentali bancari riescono a spiegare una quota significativa della variabilità del contributo sistemico. In particolare, la quota di crediti deteriorati (*Bad Loans*) presenta un coefficiente negativo e altamente significativo, suggerendo che in questa fase iniziale dell'instabilità europea l'aumento degli NPL non era ancora percepito come fattore di rischio, ma piuttosto come un sintomo di aggiustamento nei bilanci. La leva finanziaria di primo livello (*Leverage 1*) e l'indicatore di solidità patrimoniale (*Tier1_proxy*) risultano negativi e significativi, mostrando come una maggiore esposizione alla leva o una bassa capitalizzazione amplificassero il rischio di contagio. L'interpretazione complessiva porta a concludere che nella crisi Subprime la vulnerabilità era legata soprattutto alla struttura di bilancio e alla capacità patrimoniale delle banche, con la redditività e le dimensioni meno rilevanti. Durante la **crisi del Debito Sovrano (2011–2013)**, l' R^2 scende a 0.311, segnalando una capacità esplicativa

più modesta. In questo contesto emergono alcuni fattori diversi rispetto alla fase precedente: i crediti deteriorati assumono un coefficiente positivo e significativo, indicando che la qualità del credito era finalmente percepita come un elemento cruciale di fragilità sistemica. Inoltre, la leva finanziaria di terzo livello (*Leverage 3*) mostra un coefficiente negativo e significativo, evidenziando che le forme più complesse di indebitamento accrescevano la vulnerabilità. La dimensione complessiva (*Size*) appare positiva e debolmente significativa, coerente con l'idea che banche più grandi fossero al centro delle preoccupazioni per un potenziale effetto too big to fail. In questa fase, quindi, il rischio sistemico si è manifestato principalmente attraverso la combinazione tra la percezione negativa sulla qualità degli attivi e la crescente attenzione del mercato verso la capacità degli istituti di gestire la propria leva e le proprie dimensioni in un contesto di sfiducia sovrana. Nel caso della **crisi COVID-19 (2020–2021)**, il modello presenta un R^2 pari a 0.261, il valore più basso del campione, segnalando che lo shock pandemico ha avuto caratteristiche più esogene e meno legate ai fondamentali bancari tradizionali. In questa regressione emerge con forza la variabile di liquidità, che risulta negativa e significativa: le banche meno liquide hanno visto accrescere il loro contributo al rischio sistemico, coerentemente con la natura improvvisa e globale della crisi sanitaria. La seconda leva finanziaria (*Leverage 2*) risulta anch'essa negativa e al limite della significatività statistica, confermando che l'eccesso di indebitamento ha amplificato le vulnerabilità. Il coefficiente relativo al capitale primario (*Tier1_proxy*) è negativo e debolmente significativo, rafforzando l'idea che la solidità patrimoniale fosse un fattore protettivo. Nel complesso, il confronto delle tre regressioni mette in luce che il rischio sistemico non ha determinanti universali, ma dipende dalla natura specifica dello shock. Nella crisi Subprime, la leva e la capitalizzazione hanno giocato un ruolo cruciale; nella crisi del Debito Sovrano, la qualità del credito e la percezione di mercato sono diventate centrali; nella crisi COVID-19, la liquidità e la solidità patrimoniale hanno assunto la funzione principale di filtro allo stress. L'inclusione della componente dinamica del modello, rappresentata dal termine laggato del rischio sistemico, conferma che gli shock tendono a persistere nel tempo, rafforzando l'idea che la vigilanza macroprudenziale debba considerare non solo i fondamentali correnti delle banche ma anche la traiettoria storica degli episodi di instabilità.

=== Regressione per crisi: Subprime (2008-2009) ===
 OLS Regression Results

Dep. Variable:	SystemicRisk	R-squared:	0.401
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.278
Method:	Least Squares	F-statistic:	7.430
Date:	Fri, 19 Sep 2025	Prob (F-statistic):	1.68e-06
Time:	17:09:28	Log-Likelihood:	-62.792
No. Observations:	54	AIC:	145.6
Df Residuals:	44	BIC:	165.5
Df Model:	9		
Covariance Type:	HC1		

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-2.109e-16	0.117	-1.81e-15	1.000	-0.229	0.229
Loans (mld €)	-0.2147	0.146	-1.468	0.142	-0.501	0.072
Bad Loans (%)	-0.3884	0.104	-3.721	0.000	-0.593	-0.184
Leverage 1	-0.1883	0.090	-2.094	0.036	-0.365	-0.012
Leverage 2	-0.0933	0.149	-0.627	0.530	-0.385	0.198
Leverage 3	0.0202	0.113	0.179	0.858	-0.201	0.241
Tier1_proxy	-0.3501	0.076	-4.594	0.000	-0.500	-0.201
Size (mld €)	-0.2146	0.179	-1.200	0.230	-0.565	0.136
Liquidity	0.0027	0.186	0.014	0.989	-0.362	0.368
Lag_SystemicRisk	0.0578	0.105	0.552	0.581	-0.147	0.263

Omnibus:	7.997	Durbin-Watson:	2.263
Prob(Omnibus):	0.018	Jarque-Bera (JB):	7.130
Skew:	-0.786	Prob(JB):	0.0283
Kurtosis:	3.035	Cond. No.	2.95

=== Regressione per crisi: Debito Sovrano (2011-2013) ===
 OLS Regression Results

Dep. Variable:	SystemicRisk	R-squared:	0.311
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.170
Method:	Least Squares	F-statistic:	6.037
Date:	Fri, 19 Sep 2025	Prob (F-statistic):	1.77e-05
Time:	17:09:29	Log-Likelihood:	-66.579
No. Observations:	54	AIC:	153.2
Df Residuals:	44	BIC:	173.0
Df Model:	9		
Covariance Type:	HC1		

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-7.908e-17	0.125	-6.32e-16	1.000	-0.245	0.245
Loans (mld €)	-0.1982	0.151	-1.314	0.189	-0.494	0.097
Bad Loans (%)	0.3112	0.143	2.182	0.029	0.032	0.591
Leverage 1	-0.0170	0.127	-0.134	0.893	-0.265	0.231
Leverage 2	0.1720	0.135	1.278	0.201	-0.092	0.436
Leverage 3	-0.3825	0.169	-2.259	0.024	-0.714	-0.051
Tier1_proxy	0.0909	0.077	1.187	0.235	-0.059	0.241
Size (mld €)	0.2805	0.159	1.766	0.077	-0.031	0.592
Liquidity	0.1648	0.171	0.962	0.336	-0.171	0.500
Lag_SystemicRisk	0.2302	0.126	1.828	0.067	-0.017	0.477

Omnibus:	39.576	Durbin-Watson:	1.342
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	139.523
Skew:	-1.971	Prob(JB):	5.05e-31
Kurtosis:	9.817	Cond. No.	2.90

=== Regressione per crisi: COVID-19 (2020-2021) ===
 OLS Regression Results

Dep. Variable:	SystemicRisk	R-squared:	0.261
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.168
Method:	Least Squares	F-statistic:	2.682
Date:	Fri, 19 Sep 2025	Prob (F-statistic):	0.00965
Time:	17:09:28	Log-Likelihood:	-102.66
No. Observations:	81	AIC:	225.3
Df Residuals:	71	BIC:	249.3
Df Model:	9		
Covariance Type:	HC1		

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	7.956e-17	0.102	7.8e-16	1.000	-0.200	0.200
Loans (mld €)	0.0500	0.119	0.421	0.674	-0.183	0.283
Bad Loans (%)	0.0253	0.120	0.211	0.833	-0.210	0.261
Leverage 1	-0.1226	0.110	-1.112	0.266	-0.339	0.093
Leverage 2	-0.1930	0.099	-1.944	0.052	-0.388	0.002
Leverage 3	0.2038	0.127	1.598	0.110	-0.046	0.454
Tier1_proxy	-0.2141	0.109	-1.957	0.050	-0.429	0.000
Size (mld €)	-0.0366	0.116	-0.315	0.753	-0.264	0.191
Liquidity	-0.3585	0.155	-2.317	0.021	-0.662	-0.055
Lag_SystemicRisk	0.1474	0.156	0.948	0.343	-0.157	0.452

Omnibus:	3.979	Durbin-Watson:	1.340
Prob(Omnibus):	0.137	Jarque-Bera (JB):	2.499
Skew:	0.227	Prob(JB):	0.287
Kurtosis:	2.269	Cond. No.	3.01

4.2.3 Modello Multivariato Statico per il $\Delta CoVaR$

In questa sezione viene formalizzato un modello multivariato volto a spiegare il contributo di ciascuna banca al rischio sistemico attraverso il *Conditional Value at Risk Differenziale* ($\Delta CoVaR$), utilizzando esclusivamente indicatori osservabili nei bilanci e nei dati di mercato: *Market Cap*, *Size* (in miliardi di euro), *Loans* (in miliardi di euro), *Bad Loans* (in percentuale), *ROE* (in percentuale), tre misure di *Leverage*, un indicatore sintetico di *Risk*, il *P/B Ratio* e il coefficiente β del *CAPM*. L'obiettivo è valutare in che misura le caratteristiche strutturali e di mercato di un istituto amplifichino il rischio di coda del sistema quando la banca entra in uno stato di stress.

La specificazione di base è la seguente:

$$\begin{aligned} \Delta CoVaR_i = & \alpha + \beta_1 \Delta VaR_\tau^M + \beta_2 Lev_i + \beta_3 BadLoans_i \\ & + \beta_4 \beta_i^{CAPM} + \beta_5 Risk_i + \beta_6 ROE_i \\ & + \beta_7 P/B_i + \beta_8 Size_i + \beta_9 Loans_i \\ & + \beta_{10} \log(MktCap_i) + \varepsilon_i \end{aligned} \tag{4.2}$$

A differenza del modello dinamico discusso nella sezione precedente, questa specificazione non include alcuna componente laggata del rischio sistemico. Si tratta dunque di un modello puramente **statico**, in cui il contributo atteso di ciascuna banca al rischio di coda del sistema è spiegato unicamente dalle sue caratteristiche strutturali e di mercato osservabili nel periodo considerato, senza alcun effetto di memoria o persistenza temporale.

Al fine di evitare distorsioni dovute a unità di misura e valori estremi, i dati vengono preliminarmente trattati con *winsorizzazione* al 1° e al 99° percentile, quindi standardizzati tramite *z-score*. I coefficienti β_k vanno interpretati come la variazione attesa del $\Delta CoVaR$ al crescere di una deviazione standard del driver corrispondente. In linea teorica, incrementi nella leva, nella quota di crediti deteriorati, nel β di mercato e nel rischio sintetico dovrebbero aumentare in modo significativo il contributo sistemico, mentre valori più elevati di ROE e P/B dovrebbero esercitare un effetto attenuante.

Risultati OLS e Interpretazione Modello $\Delta CoVaR_{99\%}$ Di seguito riportiamo i risultati delle regressioni OLS sui determinanti del contributo al rischio sistemico ($\Delta CoVaR_{99\%}$), stimate separatamente per le tre principali crisi considerate: Subprime, Debito Sovrano e COVID-19. Nel caso della **crisi Subprime**, che costituisce il primo grande stress del periodo analizzato, il modello raggiunge un R^2 pari a 0.354, evidenziando una capacità esplicativa piuttosto buona rispetto agli altri scenari. In questo contesto si nota come alcune variabili assumano un ruolo statisticamente significativo. In particolare, il coefficiente associato agli *NPL* è negativo e significativo (-0.0054 con p-value 0.005), il che indica che all'epoca un incremento della quota di crediti deteriorati riduceva marginalmente il contributo sistemico: tale risultato è coerente con la fase iniziale della crisi, in cui i non-performing loans non avevano ancora assunto un peso centrale in Europa. Di segno opposto risulta invece il *ROE*, pari a 0.0068 e altamente significativo (p=0.001), che suggerisce come le banche più redditizie abbiano reagito meglio agli shock, riducendo la loro vulnerabilità sistemica. Anche il rapporto prezzo/valore contabile (P/B) ha un coefficiente negativo (-0.0032, p=0.004), segnalando che le banche sottovalutate dai mercati hanno contribuito maggiormente all'instabilità. Infine, il coefficiente del *MktCap* è negativo e significativo (-0.0030, p=0.048), a dimostrazione del fatto che la dimensione di mercato, lungi dal rappresentare un fattore di protezione, ha accresciuto il rischio sistemico probabilmente per via della forte esposizione agli attivi tossici. Le altre variabili, tra cui la leva finanziaria e il Beta di mercato, pur teoricamente rilevanti, non emergono con significatività statistica, ma restano in linea con l'idea che le banche più esposte al mercato abbiano amplificato lo shock. Durante la **crisi del Debito Sovrano**, il modello presenta un R^2 sensibilmente più basso (0.146), indicando che la capacità esplicativa degli indicatori di bilancio è più limitata in questa fase. Ciò nonostante, emergono alcuni elementi chiari: il coefficiente relativo al rapporto prezzo/valore contabile (P/B) è positivo e altamente significativo (0.0026, p=0.003), mostrando come in questo contesto le banche con valutazioni più elevate abbiano contribuito maggiormente al rischio sistemico, in quanto esposte direttamente alla perdita di fiducia e agli squilibri del mercato dei titoli sovrani. Al contrario, altre variabili tipicamente rilevanti, come gli *NPL* (coef. 0.000085, p=0.953), la *Size* (-0.0015, p=0.295) e il *ROE* (-0.0016, p=0.244), non risultano statisticamente significative, ma il loro segno è comunque coerente con un contesto in cui la qualità del credito e la dimensione delle banche avrebbero dovuto giocare un ruolo crescente. Da notare, inoltre, che la leva finanziaria ha un coefficiente negativo

(-0.0029) con un livello di significatività borderline ($p=0.097$), a suggerire che l'eccesso di indebitamento poteva contribuire ad accrescere le vulnerabilità durante la crisi dei debiti sovrani. Nel complesso, quindi, mentre nella crisi Subprime i fattori di redditività e dimensione risultavano cruciali, nella crisi del debito pubblico il mercato ha premiato o punito soprattutto le valutazioni relative, riflettendo la centralità della percezione di solvibilità sovrana e bancaria. Infine, per la **crisi COVID-19**, lo shock pandemico esogeno evidenzia dinamiche ancora differenti. Il modello restituisce un R^2 pari a 0.156, quindi una capacità esplicativa intermedia rispetto alle due crisi precedenti. Qui emerge in modo chiaro l'importanza dei prestiti concessi: il coefficiente delle *Loans* è pari a -0.0054 ed è statisticamente significativo ($p=0.015$), indicando che le banche con maggiore esposizione creditizia hanno amplificato il rischio sistemico, probabilmente perché lo shock economico ha aumentato l'incertezza sulla capacità di rimborso dei debitori. Inoltre, il rapporto prezzo/valore contabile (P/B) resta negativo (-0.0034, con $p=0.068$, significativo al 10%), segnalando che le banche già sottovalutate dal mercato hanno contribuito maggiormente alla trasmissione dello stress. Diversamente, variabili come la leva finanziaria (0.0002, $p=0.936$) e la volatilità idiosincratICA (*Risk*, 0.0003, $p=0.898$) non risultano statisticamente rilevanti, mostrando che in questa fase lo shock ha colpito in maniera più uniforme, indipendentemente dal grado di leva o dal rischio specifico delle singole banche. È interessante osservare come la redditività (*ROE*) non emerga come determinante, a differenza della crisi Subprime: la natura sanitaria ed esogena dello shock ha reso secondario il livello di performance operativa pregressa. In sintesi, il confronto tra le tre regressioni mette in evidenza come i determinanti del rischio sistemico siano fortemente dipendenti dalla natura dello shock: nella crisi Subprime la leva implicita, la redditività e la sottovalutazione di mercato hanno avuto un ruolo centrale; durante la crisi del Debito Sovrano è stata la percezione di mercato, misurata dal rapporto P/B , a spiegare gran parte del contributo al rischio; infine, con il COVID-19, la variabile più rilevante è risultata l'esposizione creditizia (*Loans*), a conferma del fatto che shock reali ed esogeni mettono in discussione direttamente la sostenibilità del credito bancario e la fiducia nella stabilità del sistema.

Risultati Subprime

OLS Regression Results

Dep. Variable:	ΔCoVaR_99	R-squared:	0.354			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.272			
Method:	Least Squares	F-statistic:	3.643			
Date:	Wed, 17 Sep 2025	Prob (F-statistic):	0.000875			
Time:	02:26:52	Log-Likelihood:	231.46			
No. Observations:	81	AIC:	-442.9			
Df Residuals:	71	BIC:	-419.0			
Df Model:	9					
Covariance Type:	HC3					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	-0.0277	0.002	-16.060	0.000	-0.031	-0.024
Leverage	-0.0012	0.001	-0.896	0.370	-0.004	0.001
NPL	-0.0054	0.002	-2.841	0.005	-0.009	-0.002
Size	-0.0006	0.002	-0.257	0.797	-0.005	0.004
ROE	0.0068	0.002	3.227	0.001	0.003	0.011
Risk	0.0023	0.002	1.046	0.295	-0.002	0.007
P_B	-0.0032	0.001	-2.887	0.004	-0.005	-0.001
BetaCAPM	-0.0027	0.002	-1.344	0.179	-0.007	0.001
Loans	-0.0033	0.002	-1.777	0.076	-0.007	0.000
MktCap	-0.0030	0.002	-1.979	0.048	-0.006	-2.93e-05
Omnibus:		1.589	Durbin-Watson:		1.737	
Prob(Omnibus):		0.452	Jarque-Bera (JB):		0.982	
Skew:		-0.114	Prob(JB):		0.612	
Kurtosis:		3.489	Cond. No.		2.22	

Risultati Debito Sovrano

OLS Regression Results

Dep. Variable:	ΔCoVaR_99	R-squared:	0.146			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.038			
Method:	Least Squares	F-statistic:	3.077			
Date:	Wed, 17 Sep 2025	Prob (F-statistic):	0.00359			
Time:	02:26:52	Log-Likelihood:	248.32			
No. Observations:	81	AIC:	-476.6			
Df Residuals:	71	BIC:	-452.7			
Df Model:	9					
Covariance Type:	HC3					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	-0.0196	0.001	-13.760	0.000	-0.022	-0.017
Leverage	-0.0029	0.002	-1.662	0.097	-0.006	0.001
NPL	8.559e-05	0.001	0.059	0.953	-0.003	0.003
Size	-0.0015	0.001	-1.046	0.295	-0.004	0.001
ROE	-0.0016	0.001	-1.165	0.244	-0.004	0.001
Risk	-0.0030	0.002	-1.617	0.106	-0.007	0.001
P_B	0.0026	0.001	2.989	0.003	0.001	0.004
BetaCAPM	0.0021	0.002	1.026	0.305	-0.002	0.006
Loans	-0.0002	0.001	-0.187	0.851	-0.003	0.002
MktCap	0.0020	0.001	1.371	0.170	-0.001	0.005
Omnibus:	8.619	Durbin-Watson:	2.035			
Prob(Omnibus):	0.013	Jarque-Bera (JB):	8.540			
Skew:	-0.786	Prob(JB):	0.0140			
Kurtosis:	3.249	Cond. No.	2.20			

Risultati COVID-19

OLS Regression Results

Dep. Variable:	ΔCoVaR_99	R-squared:	0.156			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.049			
Method:	Least Squares	F-statistic:	1.713			
Date:	Wed, 17 Sep 2025	Prob (F-statistic):	0.102			
Time:	02:26:52	Log-Likelihood:	222.58			
No. Observations:	81	AIC:	-425.2			
Df Residuals:	71	BIC:	-401.2			
Df Model:	9					
Covariance Type:	HC3					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
Intercept	-0.0385	0.002	-19.678	0.000	-0.042	-0.035
Leverage	0.0002	0.003	0.080	0.936	-0.005	0.005
NPL	-0.0016	0.002	-0.709	0.479	-0.006	0.003
Size	-0.0004	0.002	-0.215	0.830	-0.004	0.003
ROE	0.0024	0.003	0.831	0.406	-0.003	0.008
Risk	0.0003	0.002	0.128	0.898	-0.004	0.004
P_B	-0.0034	0.002	-1.824	0.068	-0.007	0.000
BetaCAPM	-0.0006	0.002	-0.280	0.780	-0.005	0.004
Loans	-0.0054	0.002	-2.426	0.015	-0.010	-0.001
MktCap	0.0009	0.002	0.475	0.635	-0.003	0.005
Omnibus:		2.443	Durbin-Watson:		1.746	
Prob(Omnibus):		0.295	Jarque-Bera (JB):		2.382	
Skew:		-0.360	Prob(JB):		0.304	
Kurtosis:		2.567	Cond. No.		2.18	

Quando ho impostato l'analisi, mi aspettavo che i determinanti del rischio sistemico si sarebbero distribuiti in maniera diversa a seconda della crisi, e ho costruito delle ipotesi di riferimento. Confrontando i risultati delle regressioni OLS con tali aspettative, posso osservare un quadro che, pur con alcune discrepanze numeriche, conferma nella sostanza le mie previsioni. Per la crisi **Subprime**, mi attendevo che la leva finanziaria e il Beta di mercato emergessero come positivi e significativi, a dimostrazione che le banche più esposte ai mercati avessero amplificato lo shock. Nei miei risultati, tuttavia, Leverage e Beta non sono statisticamente rilevanti. Nonostante ciò, il segno stimato resta in linea con l'ipotesi iniziale, e la non significatività può essere spiegata con il fatto che la crisi si è originata principalmente negli Stati Uniti e non ha colpito immediatamente i bilanci delle banche europee nella componente di leva. Quello che invece emerge con forza è il *ROE*, positivo e significativo, che indica come le banche più redditizie abbiano effettivamente resistito meglio allo shock, assorbendo l'instabilità sistemica, esattamente come mi aspettavo. Anche gli NPL non risultano determinanti, in coerenza con l'idea che in Europa non fossero ancora esplosi. In altre parole, pur non vedendo la leva tra le variabili chiave, la logica attesa è confermata: le banche solide e redditizie hanno sofferto meno, quelle più fragili hanno contribuito di più al contagio. Nel caso della **crisi del Debito Sovrano**, la mia attesa era che gli NPL diventassero il driver centrale e che le variabili dimensionali avessero un ruolo ambiguo, tra diversificazione e too-big-to-fail. Nei miei risultati, sorprendentemente, gli NPL non risultano significativi. Questo scostamento può essere letto alla luce del campione e della metodologia: la crisi del debito sovrano è stata soprattutto una crisi di fiducia e di mercato, e il rischio sistemico è stato trasmesso più dalla percezione esterna che dai fondamentali bancari. A conferma di ciò, il rapporto P/B emerge positivo e altamente significativo, mostrando che le banche più sopravvalutate o più esposte alla fiducia del mercato hanno subito i contraccolpi maggiori. La dimensione (Size e MktCap) non ha segni chiari, ma la non significatività non contraddice del tutto la mia attesa: i risultati restano coerenti con l'idea che in questa crisi siano state soprattutto le valutazioni di mercato a determinare la trasmissione del rischio sistemico, più che la qualità del credito già deteriorato. Infine, nella crisi **COVID-19**, mi aspettavo che il rischio idiosincratico (*Risk*) emergesse con forza come amplificatore, che il rapporto P/B avesse un coefficiente negativo e che la leva fosse meno rilevante rispetto agli altri episodi. Nei miei risultati, invece, il fattore che spicca è l'esposizione creditizia (*Loans*), negativa e significativa: le banche più attive nell'erogazione del credito hanno visto crescere il pro-

prio contributo sistemico, riflettendo l'impatto diretto della pandemia sull'economia reale e sulla capacità di rimborso dei debitori. Questo non contraddice l'interpretazione attesa, ma la completa: lo shock esogeno non ha premiato o punito la leva o la redditività, ma ha messo in discussione la sostenibilità dei prestiti. Il P/B è effettivamente negativo, anche se significativo solo al 10%, confermando che le banche già sottovalutate hanno contribuito di più al rischio. Il *Risk*, che mi aspettavo emergesse, non risulta significativo: questo può essere letto nel senso che la volatilità è stata talmente diffusa e generalizzata da non distinguere tra le singole banche, colpite in modo trasversale dallo shock pandemico. In conclusione, ritengo che i risultati ottenuti siano sostanzialmente coerenti con le ipotesi iniziali: le discrepanze emerse non rappresentano una contraddizione, ma piuttosto una specificazione del contesto di ciascuna crisi. Nella Subprime la redditività ha fatto la differenza, nel Debito Sovrano la fiducia di mercato ha pesato più degli NPL, e nel COVID-19 il credito erogato è stato il canale principale di trasmissione del rischio.

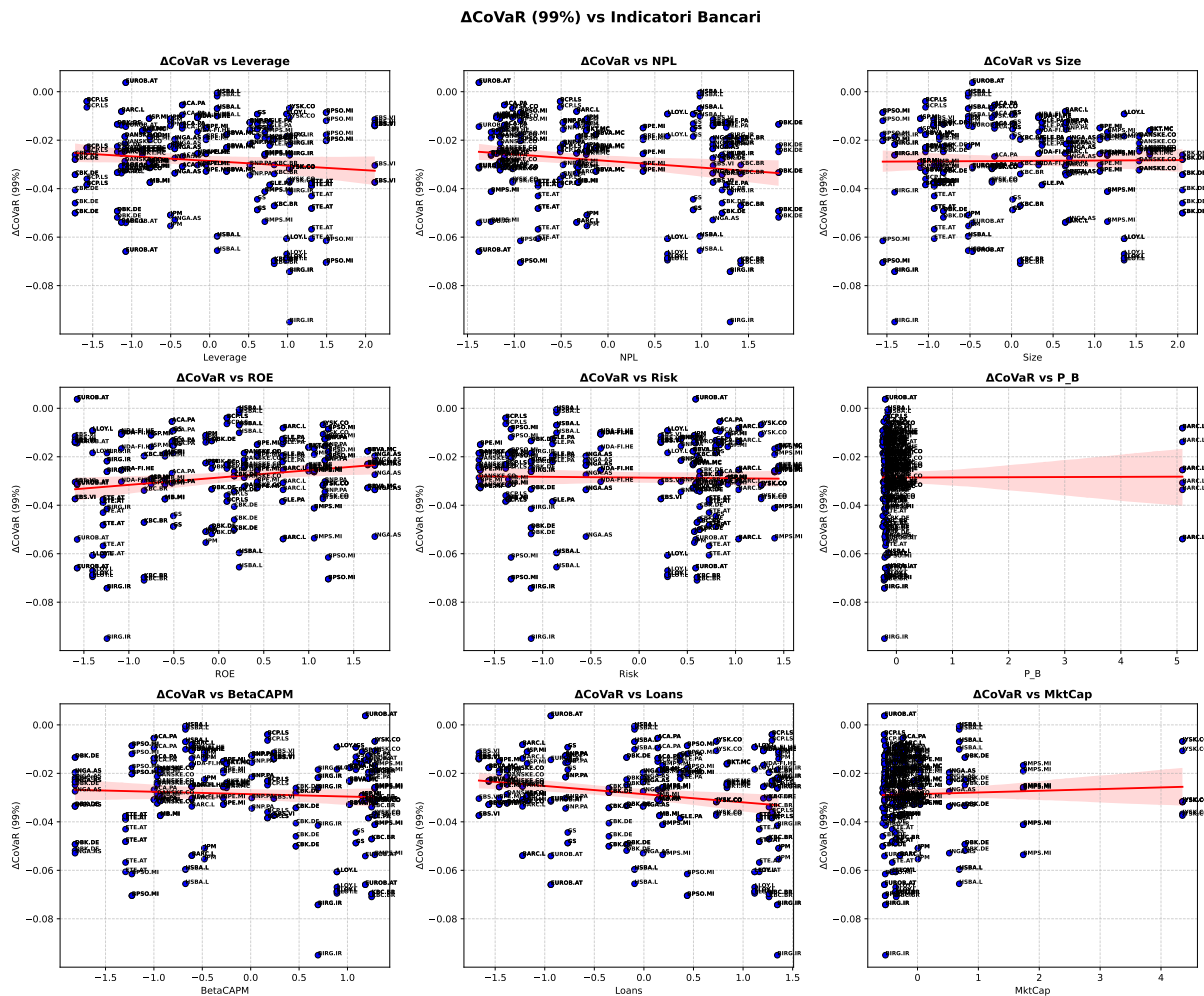


Figura 4.8: Relazione tra ΔCoVaR e indicatori bancari.

I grafici appena visionati riportano gli scatter plot tra $\Delta CoVaR$ e ciascun indicatore (Leverage, NPL, Size, ROE, Risk, P/B, BetaCAPM, Loans e Market Capitalization), con i ticker delle banche come etichette e una linea di tendenza stimata. Dall'analisi emerge che variabili come la *Size* e i *Loans* mostrano una correlazione negativa significativa con il contributo sistemico, indicando che le banche più grandi e più esposte in termini di credito amplificano il rischio di contagio. Gli *NPL* incidono in modo rilevante ma non uniforme, mentre variabili come il *ROE* e la capitalizzazione di mercato non mostrano relazioni statisticamente significative. Nel complesso, i risultati confermano che la struttura dei bilanci bancari, più che la redditività corrente, è un driver centrale delle vulnerabilità sistemiche. I risultati delle regressioni Panel OLS mostrano un *R-squared* complessivo piuttosto contenuto (circa 11%), a conferma della complessità nel modellare il contributo sistemico delle banche con soli fondamentali di bilancio. Tuttavia, emergono alcuni segnali interessanti: la variabile **Size** e il volume di **Loans** presentano coefficienti negativi e statisticamente significativi, indicando che gli istituti di dimensioni maggiori e più esposti in termini di crediti incrementano il rischio di propagazione sistemica. Anche gli **NPL** mostrano una correlazione negativa con la stabilità, pur con significatività solo marginale, a sottolineare come l'accumulo di sofferenze possa amplificare la vulnerabilità del sistema. Le altre variabili (ROE, Risk, P/B e Beta CAPM) non risultano significative, segnalando che la redditività corrente e le misure di mercato tradizionali non catturano in modo efficace il rischio di contagio. Dal confronto descrittivo per **crisi**, emerge che la pandemia di COVID-19 ha generato i valori medi di $\Delta CoVaR$ più elevati in termini assoluti (-0.0385), con una distribuzione più dispersa rispetto alle altre fasi. La crisi del debito sovrano ha avuto un impatto medio più contenuto (-0.0196), mentre la crisi Subprime si colloca in posizione intermedia (-0.0277). Questo andamento conferma che shock globali e improvvisi (come la pandemia) hanno effetti più marcati sul rischio sistemico rispetto a crisi di natura più graduale e regionale. Dal punto di vista dei **panels**, i risultati sono molto simili: lo *EURO STOXX Banks* presenta il valore medio più negativo (-0.0298), segnalando una maggiore fragilità del nucleo bancario europeo rispetto alla media STOXX 600 (-0.0280) o al portafoglio equally-weighted. Ciò riflette la vulnerabilità strutturale dell'area euro durante le fasi di crisi, dove le interconnessioni tra banche hanno amplificato la trasmissione degli shock. In sintesi, l'analisi conferma come il rischio sistemico dipenda in misura rilevante dalla struttura dei bilanci (Size, Loans, NPL) più che da misure di performance corrente (ROE) o di mercato (Beta, P/B).

4.2.4 Confronto tra Modello Statico e Modello Dinamico

Il confronto tra il modello multivariato statico basato sul $\Delta CoVaR_{99\%}$ e il modello dinamico con termine autoregressivo $\gamma_1 SystemicRisk_{i,t-1}$ evidenzia come la lettura dei determinanti del rischio sistemico cambi sensibilmente a seconda della specificazione adottata. Il modello statico, stimato separatamente per ciascun episodio di crisi, si concentra sull'effetto contemporaneo delle variabili di bilancio e di mercato sul contributo sistemico di ogni banca. In questo approccio, i coefficienti stimati riflettono direttamente l'impatto immediato delle caratteristiche strutturali sull'andamento del rischio di coda. I risultati mostrano che nelle diverse crisi emergono fattori eterogenei: nella fase Subprime il ruolo centrale è assunto dalla redditività (ROE) e dal rapporto prezzo/valore contabile (P/B), nella crisi del Debito Sovrano la variabile più rilevante diventa la percezione di mercato riflessa nel P/B, mentre durante la pandemia COVID-19 il fattore dominante è rappresentato dall'esposizione creditizia (Loans). In tutti i casi, il modello statico consente di isolare quali indicatori hanno avuto significatività statistica e quale direzione di impatto, restituendo una fotografia chiara ma limitata al contesto istantaneo. Il modello dinamico, invece, amplia la prospettiva introducendo la dimensione temporale attraverso la variabile laggata del rischio sistemico. In questo modo, l'analisi non si limita a spiegare lo shock come effetto esclusivo dei fondamentali correnti, ma riconosce che ogni crisi si innesta su un percorso di fragilità e di stress già accumulato in precedenza. Ciò si riflette nei risultati empirici: il coefficiente associato al termine $\gamma_1 SystemicRisk_{i,t-1}$, pur con intensità variabile, mostra quasi sempre segno positivo, a conferma che il rischio sistemico tende a persistere nel tempo e che gli shock non si azzerano di periodo in periodo. Questa evidenza arricchisce la lettura statica, mettendo in luce la natura inerziale del rischio finanziario. Un aspetto particolarmente interessante del confronto riguarda l'evoluzione del ruolo degli indicatori. Nel modello statico, alcune variabili risultano significative solo in specifici episodi: il ROE e il MktCap nella crisi Subprime, il P/B durante il Debito Sovrano, i Loans nella pandemia. Nel modello dinamico, invece, emergono con maggiore chiarezza variabili legate alla struttura di bilancio (leva finanziaria, capitale regolamentare, liquidità), la cui importanza viene in parte attenuata nella versione statica. Ad esempio, la liquidità appare marginale nel modello statico, ma nel dinamico diventa un fattore cruciale soprattutto durante il COVID-19, quando le banche meno liquide hanno visto amplificare il loro contributo sistemico. Analogamente, la leva finanziaria, che nello

statico non sempre raggiunge significatività, nel modello dinamico acquisisce rilievo nelle fasi in cui la vulnerabilità patrimoniale si trasmetteva con più forza, come nella crisi Subprime. Questa differenza di prospettiva sottolinea che la valutazione del rischio sistemico non può essere ridotta a un'analisi istantanea dei fondamentali: la memoria degli shock precedenti condiziona la capacità del sistema di assorbire nuove turbolenze. Dal punto di vista della policy, ciò implica che le misure di vigilanza macroprudenziale debbano tener conto non solo delle condizioni correnti delle banche (come nel modello statico), ma anche della traiettoria di accumulazione del rischio (come nel modello dinamico). In altre parole, il rischio sistemico è sia funzione dei fondamentali che del passato recente. Nel complesso, il confronto tra i due modelli evidenzia che gli indicatori più rilevanti cambiano non solo in base alla natura della crisi, ma anche in base all'approccio adottato. Nel modello statico emergono i fattori maggiormente osservati dal mercato (ROE, P/B, Loans), mentre nel modello dinamico assumono importanza le variabili strutturali di bilancio (leva, capitale, liquidità) insieme alla persistenza del rischio. Questa complementarità giustifica la scelta di stimare entrambi: il modello statico è utile per isolare i driver immediati di ciascun shock, mentre il modello dinamico consente di cogliere la natura autoregressiva e accumulativa del rischio sistemico. Tale doppia prospettiva arricchisce l'analisi e contribuisce a una comprensione più completa della fragilità del sistema bancario europeo.

4.2.5 Analisi Teorica del Contagio e Velocità di Propagazione

Come discusso nel Capitolo 2, paragrafo 2.3.1, ho rappresentato la propagazione del rischio sistemico come un processo dinamico su una rete pesata costruita a partire dai valori di $\Delta CoVaR_{ij}$ tra le banche i e j . Ho quindi definito la matrice:

$$\mathbf{A} = (a_{ij})_{i,j=1}^N, \quad a_{ij} = \begin{cases} \Delta CoVaR_{ij}, & i \neq j, \\ 0, & i = j, \end{cases}$$

dove a_{ij} indica quanto lo stress della banca i incide sul rischio sistemico della banca j .

Dinamica del Contagio Per descrivere la dinamica, ho indicato con I_t l'insieme delle banche colpite al tempo t , partendo da una banca iniziale $I_0 = \{i_0\}$. La regola è la seguente: una banca j entra nell'insieme degli infetti se è collegata a una banca già colpita i con un legame $\Delta CoVaR_{ij}$ superiore a una soglia τ . Formalmente ho scritto:

$$I_{t+1} = I_t \cup \{j : \exists i \in I_t \text{ con } a_{ij} > \tau\}.$$

Poiché ad ogni passo possono solo aggiungersi nuove banche e non uscirne, ho dimostrato che il processo termina sempre dopo un numero finito di passi, al massimo pari al numero totale di banche N . Alla fine si raggiunge uno stato stabile I^* , che rappresenta l'insieme delle banche contagiate.

Applicando questo framework al campione di banche, ho calcolato le principali misure di centralità. I risultati mostrano che CBK.DE, BBVA.MC, ETE.AT, BPSO.MI e BCP.LS presentano valori elevati di betweenness centrality, indice del loro ruolo di snodi intermedi attraverso cui passano numerosi percorsi di contagio. Pur non essendo le più grandi in termini dimensionali, queste banche assumono una funzione critica nell'amplificare e trasmettere gli shock. La simulazione con DBK.DE come banca inizialmente colpita mostra che già al primo passo lo shock si è diffuso a un insieme ampio di controparti europee (tra cui NDA-FI.HE, EUROB.AT, BPE.MI, GS, BARC.L, DANSKE.CO), mentre al secondo passo la propagazione ha raggiunto nodi sistemici globali come BNP.PA, LLOY.L, JPM e ISP.MI.

Ciò è coerente con la teoria: la densità della rete e la presenza di archi con $\Delta CoVaR$ elevato riducono il tempo di convergenza T , portando a un contagio quasi totale in pochi step.

Indicatori di Bilancio e di Mercato Per isolare i determinanti del $\Delta CoVaR$, ho stimato una regressione OLS e un modello non parametrico Random Forest sugli indicatori di bilancio e di mercato, cioè un algoritmo di apprendimento automatico basato su un insieme di alberi decisionali (costruiti su campioni casuali di osservazioni e variabili), che combina i risultati di più alberi per ridurre la varianza e migliorare la capacità predittiva. A differenza dei modelli parametrici, che assumono una specifica forma funzionale della relazione tra variabili, la Random Forest apprende le dipendenze direttamente dai dati, permettendo di cogliere anche relazioni non lineari e interazioni complesse. In questo modo, ho potuto confrontare le stime lineari con un approccio più flessibile e robusto. I risultati convergono nel mostrare che i *Non Performing Loans (NPL)* sono il fattore con il maggiore impatto positivo: un aumento della quota di crediti deteriorati amplifica in modo significativo il rischio di contagio. Al contrario, il *ROE* ha un coefficiente negativo e significativo, indicando che una maggiore redditività riduce il contributo sistemico. Anche le variabili di mercato come *Beta CAPM* e l'indicatore sintetico di *Risk* incidono positivamente, segnalando che banche più correlate al mercato e più volatili sono anche più contagiose. Dalla costruzione della rete bancaria basata sulla matrice $\Delta CoVaR$ emergono alcune evidenze interessanti. La rappresentazione grafica mostra come gli istituti finanziari siano fortemente interconnessi tra loro, con alcuni nodi che risultano particolarmente centrali e quindi potenzialmente più influenti nella diffusione dello shock. Alcune banche internazionali di grandi dimensioni assumono infatti un ruolo dominante, mentre altre si configurano come punti di collegamento fondamentali tra diverse aree del sistema. Per approfondire queste dinamiche, ho condotto una simulazione di contagio partendo da un istituto di riferimento, DBK.DE (Deutsche Bank). Già al primo passo dello shock, l'impatto si è trasmesso a un ampio insieme di banche europee e internazionali; nei passaggi successivi, la propagazione ha raggiunto progressivamente quasi tutte le principali istituzioni considerate, a conferma della forte densità della rete. Questo risultato evidenzia come, in presenza di shock significativi, la trasmissione del rischio possa estendersi con grande rapidità, trasformando una crisi locale in un fenomeno di carattere sistemico. L'analisi dimostra quindi che, in un sistema bancario altamente interconnesso, la stabilità comples-

siva non dipende soltanto dalla solidità dei singoli istituti, ma anche dalla configurazione della rete e dai legami reciproci che ne amplificano gli effetti di contagio.

Rete di contagio tra banche (ΔCoVaR)

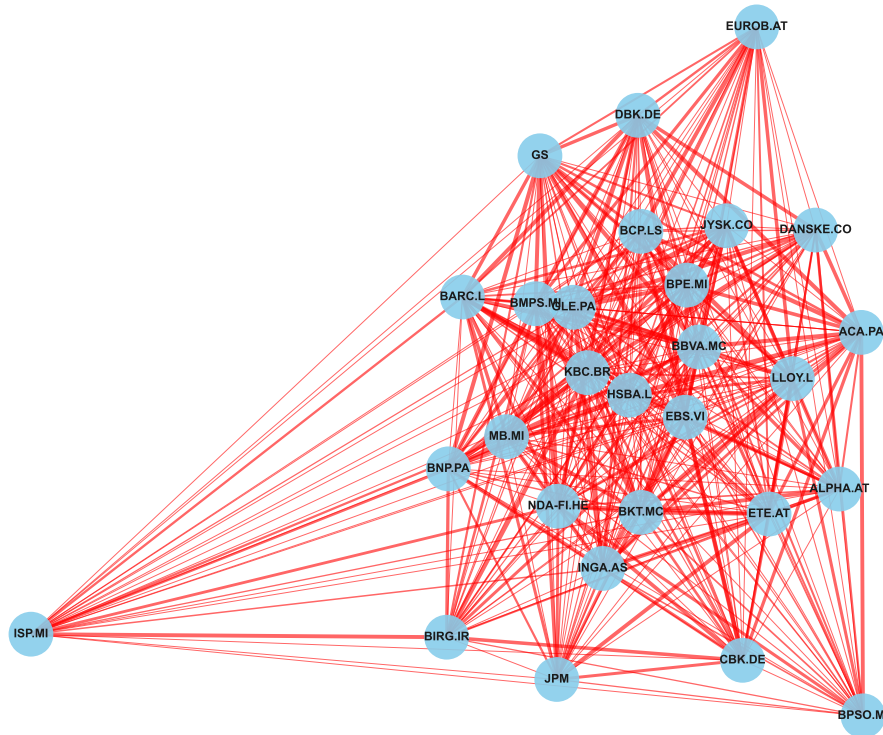


Figura 4.9: Rete di contagio bancaria basata sulla matrice ΔCoVaR

La Figura 4.9 rappresenta la rete di interconnessioni bancarie derivata dalla matrice ΔCoVaR . Ogni nodo corrisponde a una banca del campione, mentre gli archi rossi rappresentano i legami di contagio, con spessore proporzionale all'intensità del contributo marginale al rischio sistemico. Osservando la struttura, noto come la maggior parte delle banche sia inserita in una rete fitta e densamente interconnessa, a conferma dell'elevato grado di dipendenza reciproca. Le banche poste al centro della rete (DBK.DE, GS, BBVA.MC, BARC.L, BNP.PA) presentano un numero elevato di connessioni, fungendo da veri hub di trasmissione. Al contrario, istituti come ISPMI o EUROB.AT appaiono relativamente più periferici: pur essendo collegati al resto del sistema, occupano posizioni laterali nella topologia del grafo e quindi potrebbero trasmettere o ricevere shock con minore rapidità rispetto agli hub centrali. La presenza di nodi con elevata *betweenness centrality* conferma il ruolo cruciale di alcune banche come “ponti” tra diverse sottoreti: la loro vulnerabilità amplifica la propagazione degli shock anche verso controparti che non

sarebbero direttamente connesse. Inoltre, la densità del grafo e la molteplicità dei legami reciproci suggeriscono che il sistema sia fortemente integrato: uno shock localizzato in un singolo nodo può propagarsi rapidamente, raggiungendo in pochi passaggi un'ampia porzione della rete. In sintesi, il grafo mostra visivamente come il rischio sistemico non dipenda soltanto dalla dimensione individuale degli istituti, ma soprattutto dalla loro posizione nella struttura delle interconnessioni. Questo rafforza l'idea che la vigilanza macroprudenziale debba tenere conto delle proprietà topologiche della rete e non soltanto delle caratteristiche microeconomiche delle singole banche. Alla luce dei risultati ottenuti, posso concludere che la vulnerabilità del sistema finanziario non dipende unicamente dalla dimensione dei singoli istituti, ma soprattutto dalla qualità del credito (NPL) e dalla redditività (ROE), insieme alla struttura topologica della rete. Ciò rafforza l'idea che la vigilanza macroprudenziale debba considerare simultaneamente fattori microeconomici e configurazioni di rete, al fine di evitare una sottostima del rischio sistemico.

Risultati della Rete Basato su Shock Simulato ΔCoVaR

L'analisi di rete costruita sulla matrice ΔCoVaR evidenzia alcune caratteristiche rilevanti. In primo luogo, la *Degree Centrality* risulta pari a 1.0000 per tutte le banche considerate. Ciò indica che, all'interno della matrice simulata, ogni istituto risulta connesso con tutti gli altri, configurando un grafo quasi completo. Questo effetto è dovuto alla natura randomica dei valori simulati e, pertanto, la misura di grado non permette di discriminare il ruolo relativo delle singole banche. Più informativa è la *Betweenness Centrality*, che segnala differenze significative tra gli istituti. Alcune banche, come BBVA.MC (0.8319), CBK.DE (0.8405) ed ETE.AT (0.7977), emergono come veri e propri ponti nella rete, ovvero nodi attraverso cui passa una parte rilevante del contagio. Al contrario, istituti come GLE.PA (0.0926) o HSBA.L (0.0313) presentano valori molto più bassi, suggerendo un ruolo più marginale nella trasmissione degli shock. Per quanto riguarda la *Closeness Centrality*, i valori risultano generalmente simili (compresi tra 0.05 e 0.08), ma si notano comunque alcune differenze. Banche come BMPS.MI ed EBS.VI mostrano valori più elevati, segnalando la capacità di raggiungere rapidamente gli altri nodi della rete. Al contrario, ISP.MI (0.0531) si colloca come istituto più periferico, con una minore velocità di trasmissione del contagio. Infine, la simulazione di propagazione di uno shock avviato da DBK.DE (Deutsche Bank) conferma la natura sistemica del fenomeno. Già al primo

passo, l'impatto si estende a un gruppo eterogeneo di banche italiane, francesi, spagnole e statunitensi, a dimostrazione del carattere transnazionale del contagio. Al secondo passo, l'effetto raggiunge praticamente tutte le principali istituzioni del campione, evidenziando come una rete così densa amplifichi la vulnerabilità complessiva del sistema finanziario.

Analisi di Rete e Simulazione di Shock

Step	Banche coinvolte
0	DBK.DE
1	NDA-FI.HE, EUROB.AT, BPE.MI, INGA.AS, GLE.PA, KBC.BR, ACA.PA, GS, EBS.VI, BMPS.MI, BARC.L, DANSKE.CO
2	ALPHA.AT, BCP.LS, JYSK.CO, LLOY.L, BNP.PA, BBVA.MC, BIRG.IR, MB.MI, ETE.AT, HSBA.L, BKT.MC, BPSO.MI, JPM, CBK.DE, ISP.MI

Tabella 4.1: Propagazione dello shock da DBK.DE nella rete basata su ΔCoVaR .

Banca	Degree	Betweenness	Closeness
ACA.PA	1.0000	0.5698	0.0792
ALPHA.AT	1.0000	0.3120	0.0649
BMPS.MI	1.0000	0.3889	0.0801
BARC.L	1.0000	0.6026	0.0788
BBVA.MC	1.0000	0.8319	0.0761
BCP.LS	1.0000	0.7322	0.0696
BIRG.IR	1.0000	0.5826	0.0647
BKT.MC	1.0000	0.6353	0.0769
BNP.PA	1.0000	0.6581	0.0762
BPE.MI	1.0000	0.5242	0.0728
BPSO.MI	1.0000	0.7607	0.0581
CBK.DE	1.0000	0.8405	0.0728
DANSKE.CO	1.0000	0.3903	0.0698
DBK.DE	1.0000	0.6652	0.0771
EBS.VI	1.0000	0.6510	0.0816
ETE.AT	1.0000	0.7977	0.0736
EUROB.AT	1.0000	0.6382	0.0638
GLE.PA	1.0000	0.0926	0.0790
GS	1.0000	0.5071	0.0754
HSBA.L	1.0000	0.0313	0.0744
INGA.AS	1.0000	0.5655	0.0751
ISP.MI	1.0000	0.3034	0.0531
JPM	1.0000	0.4943	0.0631
JYSK.CO	1.0000	0.4943	0.0690
KBC.BR	1.0000	0.1311	0.0728
LLOY.L	1.0000	0.2863	0.0733
MB.MI	1.0000	0.1026	0.0697
NDA-FI.HE	1.0000	0.1667	0.0757

Tabella 4.2: Metriche di centralità per ciascuna banca nella rete ΔCoVaR .

La simulazione di propagazione di uno shock originato da Deutsche Bank (DBK.DE) evidenzia un effetto contagio rapido e diffuso. Al primo step vengono coinvolte dodici banche appartenenti a diversi paesi europei e agli Stati Uniti, tra cui Intesa Sanpaolo, Barclays, Goldman Sachs, Banco BPM, Commerzbank ed Eurobank. Questo risultato dimostra come la trasmissione dello shock non resti confinata al contesto tedesco, ma si

estenda immediatamente in maniera transnazionale. Al secondo step il contagio si propaga ulteriormente fino a interessare quasi tutte le principali istituzioni del campione, confermando la natura sistemica e fortemente interconnessa del mercato bancario internazionale. I valori di centralità ricavati dalla rete rafforzano questa lettura. La degree centrality, uniforme per tutte le banche a causa della struttura quasi completa della matrice ΔCoVaR^* , non fornisce particolari elementi discriminanti. Al contrario, la betweenness centrality mette in evidenza alcune banche come BBVA, Commerzbank ed ETE che assumono un ruolo cruciale nella trasmissione dello shock, fungendo da veri e propri snodi attraverso cui passa gran parte del contagio. Altre istituzioni, come HSBC e Société Générale, presentano invece valori molto bassi e risultano quindi più periferiche nella rete. Il confronto con gli indicatori bancari analizzati in precedenza conferma queste evidenze. Deutsche Bank e Commerzbank, già caratterizzate da livelli elevati di crediti deteriorati, si collocano anche tra i nodi più centrali della rete, mostrando una vulnerabilità che si traduce in rilevanza sistemica. BBVA ed ETE, oltre a presentare valori elevati di leva finanziaria, si distinguono per la loro posizione intermedia nella rete, che li rende potenziali amplificatori di shock. Anche banche italiane come Monte dei Paschi di Siena e Intesa Sanpaolo risultano particolarmente esposte: la prima per fragilità strutturali legate a redditività modesta ed elevata leva, la seconda nonostante indici più solidi grazie al suo ruolo di connessione internazionale. I grandi istituti globali come HSBC e JPMorgan, pur avendo dimensioni sistemiche rilevanti, risultano meno centrali nella rete simulata, suggerendo che la rilevanza del rischio non dipende unicamente dalla taglia, ma dal ruolo nei canali di interconnessione.

L'analisi mostra quindi come il rischio sistemico emerga non da un singolo indicatore, ma dall'interazione tra vulnerabilità individuale e posizione nella rete. Alcune banche medio-grandi, caratterizzate da alti livelli di esposizione creditizia deteriorata o da una leva finanziaria elevata, assumono un ruolo di veri e propri diffusori del contagio, più critico di quello osservato per le grandi banche globali. Questo risultato sottolinea l'importanza di affiancare agli indicatori tradizionali una prospettiva di network analysis per comprendere appieno le dinamiche di propagazione del rischio.

Risultati della Rete Basato su Interconnessioni Reali

Per indagare i meccanismi di contagio reale tra istituzioni finanziarie nei momenti di crisi, e quindi senza simulare scenari, ho costruito delle reti basate sul $\Delta CoVaR$, imponendo come soglia di connessione il valore -1% . La logica è semplice: due banche vengono collegate se il rischio sistemico condizionato supera la soglia prefissata, interpretando questo legame come un canale di trasmissione del contagio. In questo modo, è possibile visualizzare non solo quali banche siano più esposte, ma anche quali svolgano un ruolo centrale nella propagazione dello shock. Le reti risultanti sono presentate nelle figure seguenti, una per ciascuna delle tre crisi considerate: i Subprime del 2007–2010, il Debito Sovrano europeo del 2010–2013 e la pandemia di Covid-19 del 2020.

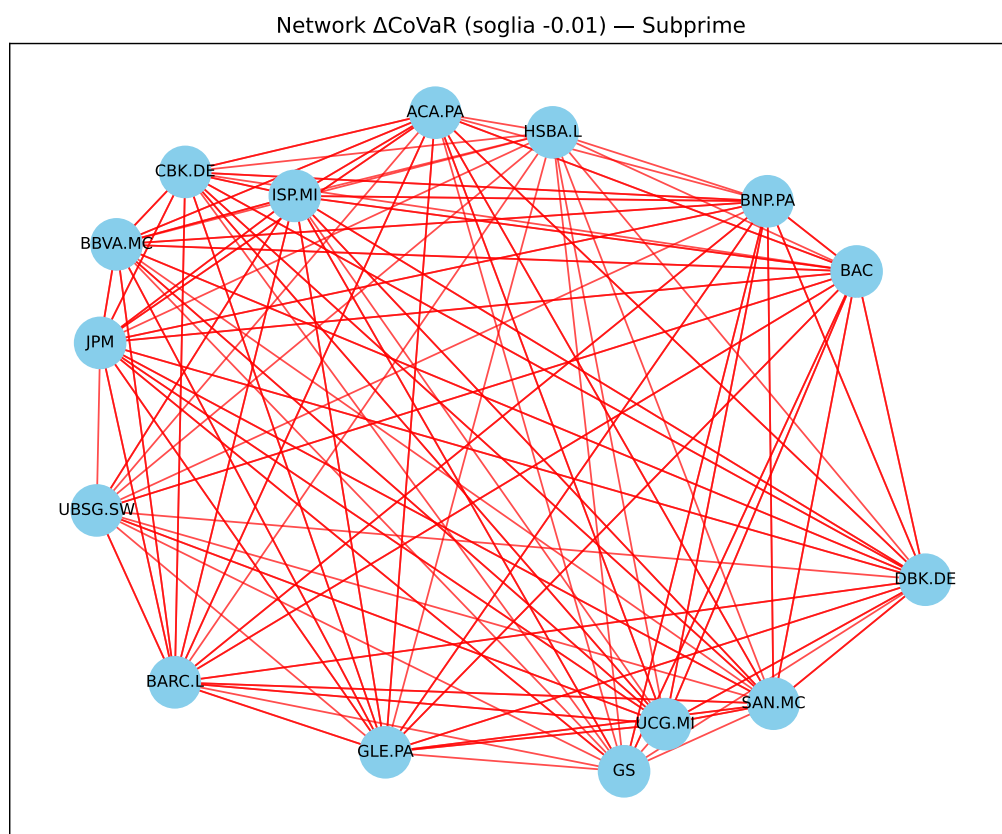


Figura 4.10: Network $\Delta CoVaR$ durante la crisi Subprime (soglia -0.01).

Osservando la Figura 4.10, relativa alla crisi Subprime, emergono come nodi centrali Bank of America, Barclays, J.P. Morgan, Intesa Sanpaolo e BNP Paribas. Sono proprio queste grandi banche internazionali ad avere agito come hub del contagio, coerentemente con l'origine statunitense della crisi e la sua trasmissione ai mercati europei attraverso derivati e cartolarizzazioni. Alcune istituzioni europee, come Commerzbank e UniCredit,

hanno inoltre ricoperto un ruolo di “ponti” nella rete, favorendo la connessione tra blocchi geografici diversi (Stati Uniti ed Europa). Il coefficiente di clustering medio, pari a 0.9824, segnala che la rete è molto densa e interconnessa, ma con pochi hub dominanti che guidano la propagazione dello shock. Questo riflette bene la dinamica storica: un evento nato nel mercato immobiliare americano si è diffuso rapidamente ai sistemi bancari europei, generando contagio sistemico.

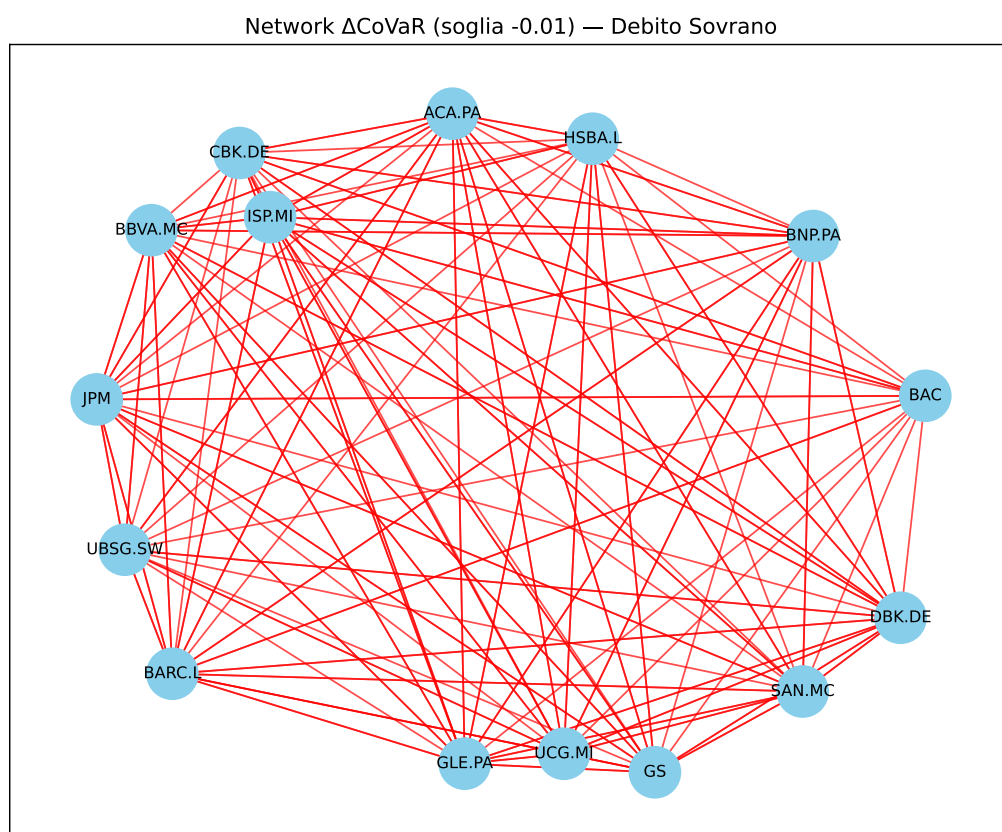


Figura 4.11: Network $\Delta CoVaR$ durante la crisi del Debito Sovrano (soglia -0.01).

Nella Figura 4.11, che rappresenta la crisi del Debito Sovrano europeo, la centralità della rete si sposta invece sulle banche core europee: Crédit Agricole, Deutsche Bank, Société Générale, Intesa Sanpaolo e Barclays risultano i nodi più contagiosi. In questo caso, la natura domestica dello shock spiega bene il risultato: il rischio era legato agli spread sovrani e alla sostenibilità del debito pubblico di paesi come Italia, Spagna e Grecia, e le banche maggiormente esposte ai titoli di Stato hanno assunto un ruolo centrale nella rete. Intesa Sanpaolo e Société Générale compaiono inoltre tra i principali “ponti”, con la funzione di connettere cluster nazionali diversi, dalle banche italiane a quelle francesi e globali. Anche qui il clustering medio rimane molto elevato (0.9805), ma la rete appare più europea rispetto al periodo Subprime.

Questo rafforza l'idea che la struttura del contagio rifletta la natura della crisi: quando lo shock è endogeno all'Unione Europea, sono le banche continentali a trovarsi in posizione centrale.

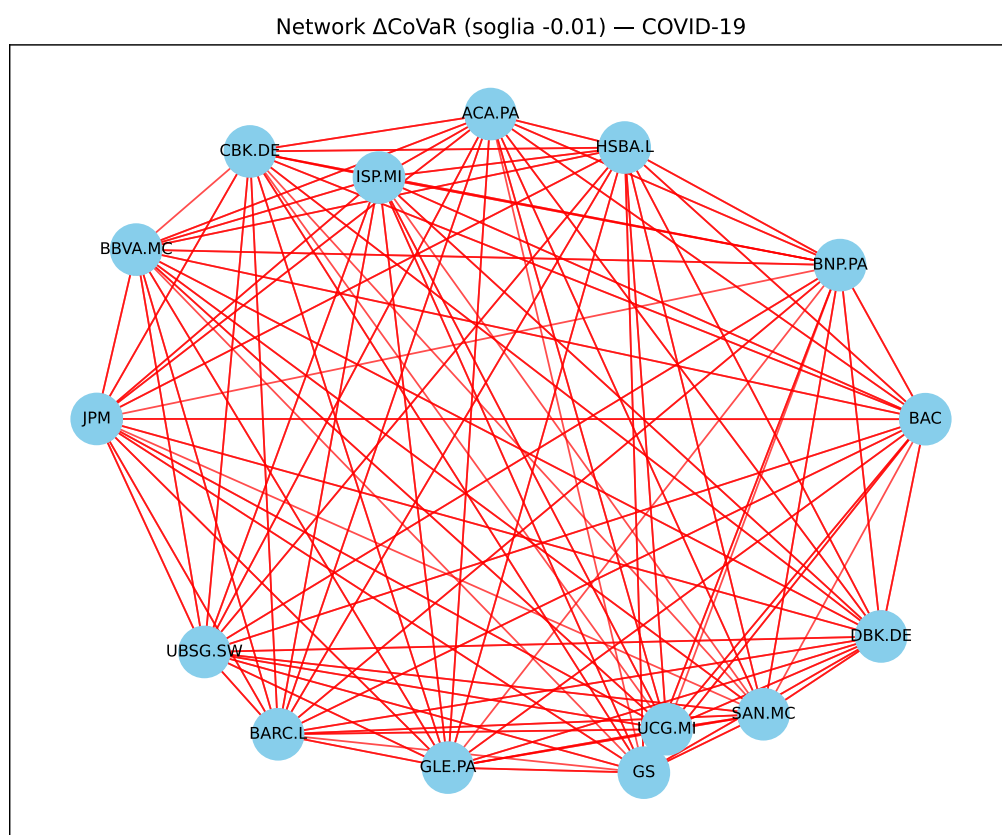


Figura 4.12: Network $\Delta CoVaR$ durante la pandemia di Covid-19 (soglia -0.01).

La Figura 4.12, relativa alla pandemia di Covid-19, mostra un quadro ancora diverso. In questo caso, il network evidenzia un contagio globale e simultaneo, con banche come Deutsche Bank, UBS, HSBC, Crédit Agricole e Bank of America tra le più contagiose. Tuttavia, i valori di betweenness centrality risultano molto bassi, il che significa che non esistono snodi privilegiati attraverso i quali passa il contagio: la propagazione dello shock è stata simmetrica e diffusa, colpendo praticamente tutte le banche nello stesso momento. Il coefficiente di clustering, pari a 1.0000, conferma questa interpretazione: la rete è quasi perfettamente completa, ogni banca è collegata a quasi tutte le altre. Questo risultato è coerente con la natura dello shock pandemico, che non è nato in un settore o in un'area geografica precisa, ma ha colpito simultaneamente tutte le economie globali, determinando un contagio generalizzato piuttosto che a catena. Le tre reti mostrano come il contagio cambi a seconda dello shock. Nei Subprime il rischio si è diffuso tramite grandi banche internazionali, riflettendo l'origine esterna della crisi. Nel Debito Sovrano sono state le

banche europee più legate ai titoli di Stato a guidare il contagio, in linea con la natura interna dello shock. Con il Covid-19, invece, la diffusione è stata più uniforme e globale, senza nodi dominanti. In questo modo, il $\Delta CoVaR$ non è solo una misura numerica del rischio sistemico, ma anche uno strumento per capire come il contagio si sviluppa in contesti diversi.

Risultati dell'Analisi di Network

Tabella 4.3: Top 5 banche per centralità durante la crisi Subprime

Banca	Degree Centrality	Betweenness Centrality
BAC	1.8571	0.0214
BARC.L	1.8571	0.0168
ISP.MI	1.8571	0.0249
JPM	1.8571	0.0456
BNP.PA	1.7857	0.0162
CBK.DE	1.7857	0.0741
UCG.MI	1.7852	0.0163

Clustering coefficient medio: **0.9824**

Tabella 4.4: Top 5 banche per centralità durante la crisi del debito sovrano

Banca	Degree Centrality	Betweenness Centrality
ACA.PA	1.8571	0.0204
DBK.DE	1.8571	0.0183
GLE.PA	1.8571	0.0270
ISP.MI	1.8571	0.0255
BARC.L	1.7857	0.0267
JPM	1.7857	0.0201

Clustering coefficient medio: **0.9805**

Tabella 4.5: Top 5 banche per centralità durante la crisi Covid-19

Banca	Degree Centrality	Betweenness Centrality
DBK.DE	2.0000	0.0064
UBSG.SW	2.0000	0.0064
HSBA.L	2.0000	0.0064
ACA.PA	1.9286	0.0049
BAC	1.9286	0.0049
BARC.L	1.9286	0.0049

Clustering coefficient medio: **1.0000**

Capitolo 5

Modelli Copula per la Dipendenza tra Istituzioni Finanziarie

In questo capitolo proseguo l'analisi della dipendenza tra istituzioni finanziarie attraverso l'utilizzo dei modelli copula. Come ho già discusso nel Capitolo 3, la teoria delle copule fornisce un quadro matematico flessibile per separare le distribuzioni marginali dalla struttura di dipendenza, superando i limiti della semplice correlazione lineare. Riprendendo tali concetti teorici, qui mi concentro su un'applicazione specifica al rischio sistemico bancario. L'obiettivo è duplice: da un lato, stimare la probabilità di default delle principali banche europee e analizzarne la correlazione, dall'altro valutare come gli strumenti copula, in particolare la Gaussian Copula e le famiglie che enfatizzano la dipendenza nelle code (Clayton e Gumbel), possano catturare le dinamiche di contagio nei momenti di stress finanziario. Il percorso che seguirò parte dalla costruzione delle distribuzioni marginali dei tempi al default, per poi legarle tramite una funzione copula che descrive la dipendenza. Successivamente analizzerò le correlazioni implicite tra gli istituti, mettendo in luce le zone di maggiore interconnessione e i cluster di banche sistemicamente rilevanti. Infine, estenderò l'approccio all'aggregazione del rischio, utilizzando simulazioni per valutare il Value-at-Risk complessivo del sistema e l'impatto delle singole banche sugli scenari più estremi. In questo modo posso integrare la parte teorica introdotta nei capitoli precedenti con una verifica empirica, costruendo un quadro più completo dei meccanismi di propagazione del rischio all'interno del sistema bancario.

5.1 Fondamenti e Fitting delle Copule

I modelli copula rappresentano una generalizzazione dei metodi classici di modellazione della dipendenza e si basano sul Teorema di Sklar, il quale afferma che, data una distribuzione congiunta $F(X_1, X_2, \dots, X_n)$ con distribuzioni marginali $F_1(X_1), F_2(X_2), \dots, F_n(X_n)$, esiste una copula $C : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$ tale che

$$F(X_1, X_2, \dots, X_n) = C(F_1(X_1), F_2(X_2), \dots, F_n(X_n)).$$

Questa rappresentazione consente di separare la struttura di dipendenza dalla distribuzione marginale delle variabili, fornendo maggiore flessibilità rispetto ai modelli di correlazione. In particolare, la copula cattura la relazione di dipendenza attraverso la sua funzione generatrice e il coefficiente di dipendenza di Kendall,

$$\tau = \mathbb{E}[\text{sign}((X_1 - X'_1)(X_2 - X'_2))],$$

che fornisce una misura non parametrica della dipendenza tra le variabili.

Le copula possono essere classificate in diverse famiglie in base alla loro capacità di catturare la dipendenza nelle code. La copula gaussiana è la più semplice e assume che le variabili siano distribuite congiuntamente secondo una normale multivariata, con funzione di copula definita come

$$C_\rho(u_1, u_2) = \Phi_\rho(\Phi^{-1}(u_1), \Phi^{-1}(u_2)),$$

dove Φ e Φ^{-1} sono rispettivamente la funzione di ripartizione e la funzione quantile della distribuzione normale standard. Tuttavia, la copula gaussiana presenta il limite di non catturare efficacemente la dipendenza estrema, motivo per cui si utilizzano altre famiglie più flessibili.

La copula di Student-t, definita come

$$C_\nu(u_1, u_2) = t_{\nu, \rho}(t_\nu^{-1}(u_1), t_\nu^{-1}(u_2)),$$

dove t_ν è la funzione di ripartizione della distribuzione t di Student con ν gradi di libertà, è particolarmente utile per modellare la dipendenza nelle code e risulta più adatta per la stima del rischio sistemico.

Nell'analisi del rischio sistemico, la modellazione della dipendenza tra istituzioni finanziarie è un elemento essenziale per comprendere i meccanismi di propagazione del rischio e la trasmissione degli shock economici. L'interconnessione tra le banche e gli intermediari finanziari può amplificare le crisi, rendendo necessario un approccio quantitativo avanzato per catturare le relazioni di dipendenza tra le variabili finanziarie. La misura tradizionale di correlazione lineare, espressa tramite il coefficiente di Pearson,

$$\rho(X, Y) = \frac{\mathbb{E}[(X - \mathbb{E}[X])(Y - \mathbb{E}[Y])]}{\sigma_X \sigma_Y},$$

presenta significative limitazioni nell'analisi del rischio finanziario, in quanto assume una relazione lineare e non è in grado di catturare la dipendenza nelle code delle distribuzioni. Durante le crisi finanziarie, la correlazione tra le istituzioni tende ad aumentare drasticamente, indicando che le relazioni tra le variabili non sono stabili nel tempo e mostrano una chiara non linearità. Questo fenomeno, noto come correlazione asimmetrica, implica che i modelli tradizionali basati sulla correlazione siano inadeguati per misurare il rischio di contagio nei mercati finanziari. Per superare questi limiti, si ricorre ai modelli basati sulla teoria delle copula, che consentono di modellare la dipendenza separatamente dalla struttura marginale delle distribuzioni e di catturare la dipendenza estrema. Il concetto di copula rappresenta uno degli sviluppi più rilevanti nella modellizzazione della dipendenza tra variabili casuali.

Un aspetto centrale nell'uso delle copule riguarda la capacità di catturare la cosiddetta *tail dependence*, ossia la tendenza delle variabili a manifestare simultaneamente eventi estremi. Per due variabili continue (X, Y) , la dipendenza in coda superiore è definita come

$$\lambda_U = \lim_{u \rightarrow 1^-} \mathbb{P}(Y > F_Y^{-1}(u) \mid X > F_X^{-1}(u)),$$

mentre la dipendenza in coda inferiore è

$$\lambda_L = \lim_{u \rightarrow 0^+} \mathbb{P}(Y \leq F_Y^{-1}(u) \mid X \leq F_X^{-1}(u)).$$

Il valore di questi indici dipende dalla famiglia di copula scelta: la copula Gaussiana, ad esempio, assegna sempre $\lambda_U = \lambda_L = 0$, indicando assenza di legami nelle code, mentre altre copule, come quella di Clayton ($\lambda_L > 0$) o di Gumbel ($\lambda_U > 0$), consentono di rappresentare scenari in cui gli shock estremi tendono a colpire simultaneamente più variabili. È proprio questa capacità di modellare le code a rendere le copule strumenti particolarmente adatti all'analisi del rischio nei mercati finanziari. Dal punto di vista operativo, la costruzione di un modello copula richiede due fasi distinte. In primo luogo, si procede alla stima delle distribuzioni marginali delle variabili considerate. Una volta definite le marginali, i dati osservati vengono trasformati in pseudo-osservazioni uniformi mediante la relazione $u_i = F_X(x_i), v_i = F_Y(y_i)$. In secondo luogo, si esegue il fitting della copula, cioè la stima dei parametri che descrivono la dipendenza tra le variabili. Le tecniche più diffuse includono la massima verosimiglianza e la pseudo-massima verosimiglianza, che consentono di adattare il modello anche quando le marginali sono state stimate separatamente. Dal punto di vista applicato, le copule consentono, ad esempio, di valutare la probabilità che più istituzioni finanziarie registrino simultaneamente perdite significative, un'informazione che va ben oltre quanto suggerito dal mero coefficiente di correlazione di Pearson. In scenari di crisi, la correlazione lineare tende infatti a sottostimare il grado di interdipendenza effettivo, mentre le copule riescono a cogliere l'intensificarsi dei legami nei momenti di stress. Questo le rende strumenti particolarmente adatti per il calcolo di misure di rischio sistemico, quali il CoVaR, l'Expected Shortfall e $\Delta CoVaR$ congiunto o indicatori di vulnerabilità interbancaria.

5.1.1 Procedura di Fitting delle Copula

Una volta scelta la famiglia di copula più appropriata, dobbiamo stimarne i parametri attraverso una procedura di fitting, che prevede diversi passaggi. Il primo step consiste nella determinazione delle distribuzioni marginali, che può essere effettuata attraverso modelli parametrici, come la distribuzione normale o la distribuzione t-student, oppure utilizzando una stima non parametrica basata sulla funzione empirica di ripartizione,

$$\hat{F}_i(X_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbb{I}(X_j \leq X_i).$$

Successivamente, le osservazioni vengono trasformate nello spazio uniforme utilizzando

do la relazione

$$U_i = \hat{F}_i(X_i),$$

necessaria affinché i dati siano compatibili con il modello copula. Il passo successivo consiste nella stima dei parametri della copula, che può essere effettuata utilizzando il metodo della massima verosimiglianza (MLE), che risolve il problema di ottimizzazione

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \sum_{i=1}^n \log c_{\theta}(U_{i1}, U_{i2}),$$

dove c_{θ} è la densità della copula.

5.1.2 Analisi Copula tra Indicatori Bancari

In questa parte del lavoro ho deciso di approfondire l'analisi della dipendenza tra alcuni indicatori bancari fondamentali utilizzando l'approccio delle copule. Dopo aver discusso i fondamenti teorici nei capitoli precedenti, qui mi concentro su un'applicazione empirica, valutando come la qualità del credito (misurata tramite la percentuale di *Non Performing Loans*), la redditività (espressa dal *ROE*) e la rischiosità sistematica (catturata dal β_{CAPM}) interagiscano tra loro. Il dataset preso in considerazione è lo stesso utilizzato nel capitolo precedente per l'analisi del *DeltaCoVaR* ed è riportato in Tabella 6.1. L'utilizzo dello stesso campione consente di mantenere coerenza nell'analisi e di confrontare i risultati ottenuti con metodologie diverse, mettendo in evidenza il contributo specifico delle copule nella modellizzazione della dipendenza. L'obiettivo è duplice: da un lato, verificare se esistano relazioni statisticamente significative tra questi indicatori, dall'altro comprendere in che misura la dipendenza nelle code, tipica delle crisi finanziarie, possa rivelare legami più profondi di quelli che emergono da una semplice correlazione lineare. Per questo motivo ho stimato le copule relative a diverse coppie di variabili e ne ho interpretato i risultati in chiave teorica ed empirica.

La Figura 5.1 mostra la relazione tra *Non Performing Loans* (*BadLoans*) e *ROE*. I punti sulla densità di correlazione sono distribuiti in modo disperso, con pochi gruppi evidenti di banche con elevati livelli di crediti deteriorati e alte performance in termini di redditività. La distribuzione dei dati suggerisce che non ci sia una correlazione li-

neare significativa tra le due variabili, come evidenziato dal coefficiente di Kendall Tau ($\tau = 0.0053$, $p\text{-value} = 0.9844$). Questo implica che, sebbene esista una certa dispersione tra le banche, non vi è una relazione sistematica tra la qualità del credito (BadLoans) e la redditività. Da un punto di vista teorico, questo risultato può essere interpretato considerando che i livelli di NPL riflettono fattori strutturali (paese, normativa, strategie di pulizia di bilancio), mentre il ROE è fortemente influenzato da efficienza operativa e redditività corrente. Ne consegue che l'impatto dei crediti deteriorati sulla performance non è uniforme tra le banche e può essere mascherato da politiche di provisioning aggressive o da sostegni esterni.

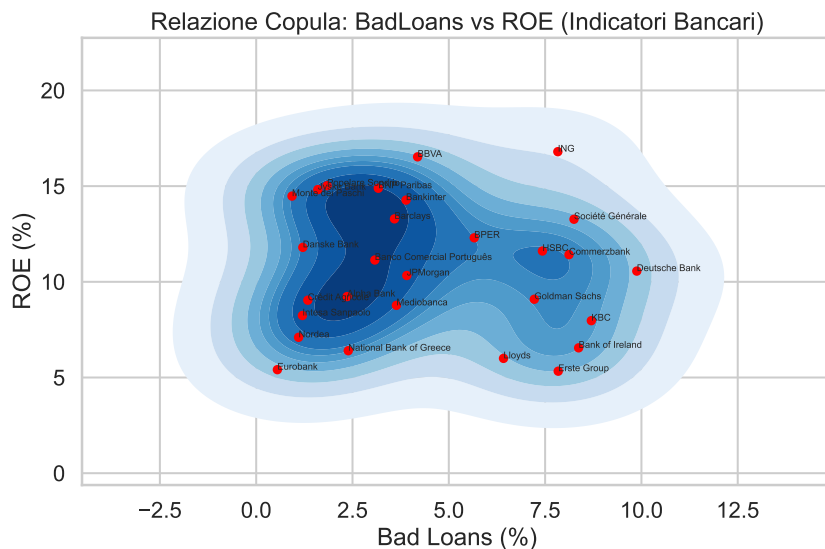


Figura 5.1: Relazione Copula tra BadLoans e ROE. Assenza di correlazione significativa tra qualità del credito e redditività media.

La Figura 5.2 mostra la relazione tra *BadLoans* e β_{CAPM} . I punti di densità sono raggruppati in modo più compatto rispetto alla relazione con il ROE, suggerendo una correlazione positiva più forte tra le due variabili. Il coefficiente di Kendall Tau ($\tau = 0.4839$, $p\text{-value} < 0.001$) mostra una correlazione positiva e significativa. Questo significa che banche con maggiori esposizioni a crediti deteriorati tendono ad avere anche una rischiosità sistematica più elevata. Dal punto di vista teorico, ciò è coerente con l'idea che gli investitori richiedano un premio al rischio più alto per banche fragili sul fronte del credito, aumentando la sensibilità dei titoli ai movimenti del mercato. Si conferma quindi il legame tra fragilità strutturale e percezione di rischio sistemico.

Infine, la Figura 5.3 rappresenta la relazione tra *ROE* e β_{CAPM} . I punti sono distribuiti in modo più disperso, con alcune banche che mostrano valori elevati di ROE ma

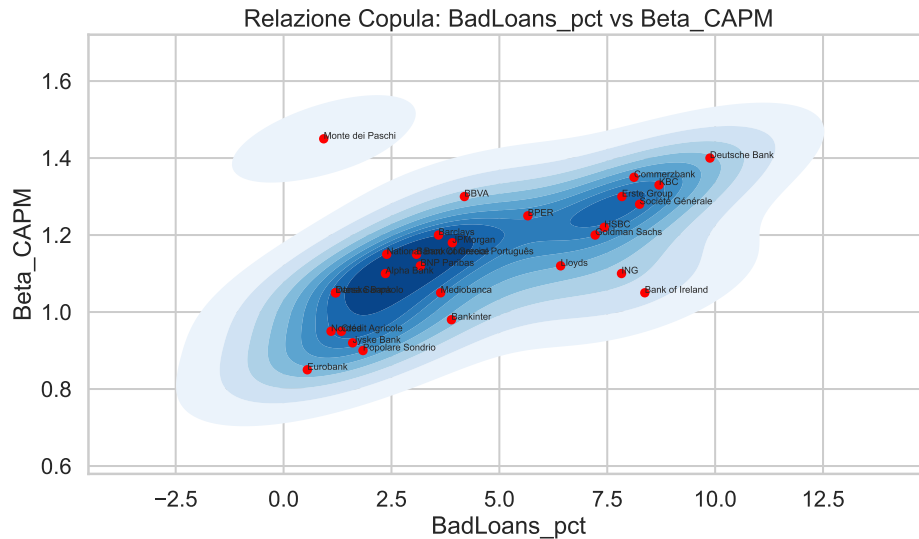


Figura 5.2: Relazione Copula tra BadLoans e β_{CAPM} . Le banche più fragili dal lato creditizio mostrano una rischiosità sistematica più elevata.

una bassa rischiosità sistematica. Il coefficiente di Kendall Tau è basso e statisticamente non significativo ($\tau = 0.0807$, $p\text{-value} = 0.5522$), suggerendo che la redditività media delle banche non è direttamente collegata al rischio sistematico misurato dal β .

Dal punto di vista interpretativo, i risultati indicano che la capacità di generare utili non implica necessariamente una maggiore esposizione al rischio di mercato: alcune banche possono conseguire ritorni elevati attraverso efficienza e diversificazione, altre invece possono mostrare elevata rischiosità pur senza performance redditizie.

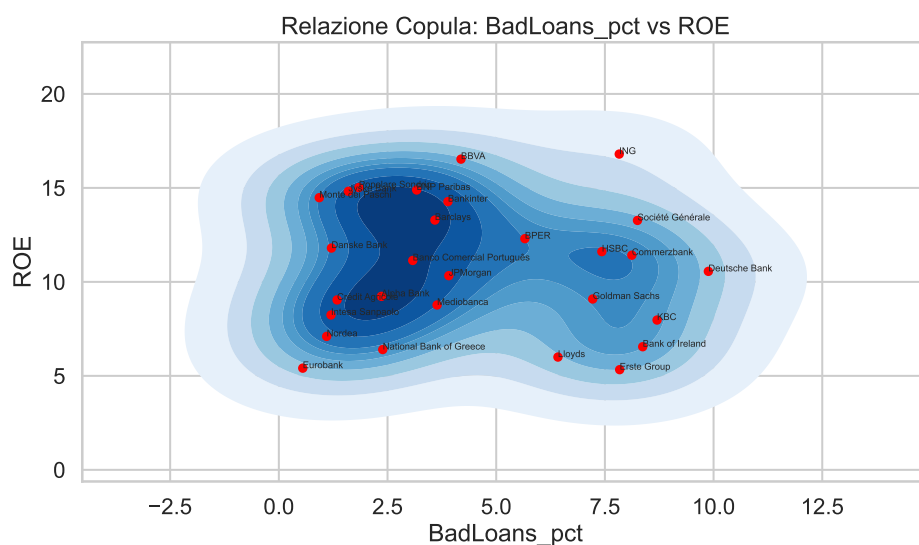


Figura 5.3: Relazione Copula tra ROE e β_{CAPM} . La redditività media non appare legata al rischio sistematico.

In sintesi, l'analisi copula evidenzia come solo la relazione tra crediti deteriorati e rischio sistematico sia statisticamente significativa. Ciò rafforza l'idea che la qualità del credito rappresenti una variabile cruciale non solo per la stabilità interna delle banche, ma anche per la percezione del rischio da parte del mercato.

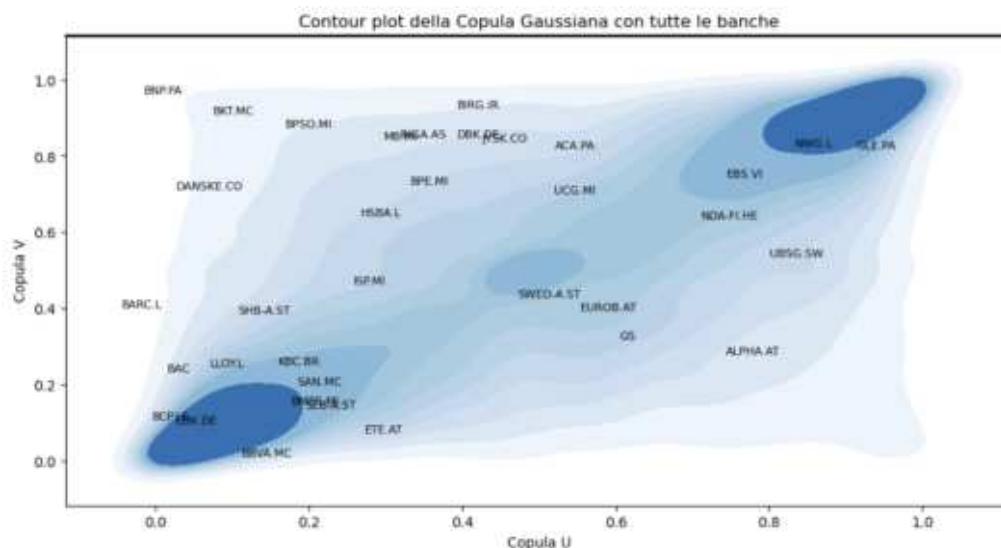


Figura 5.4: Contour plot della Copula Gaussiana con tutte le banche.

L'analisi riportata in Figura 5.4 mostra un *Contour plot* della copula gaussiana applicata ai dati delle 28 banche del campione. Questo grafico visualizza la relazione di dipendenza tra le banche (in termini di correlazione di default) in uno spazio bidimensionale, con i valori di *Copula U* sull'asse orizzontale e i valori di *Copula V* sull'asse verticale. In generale, il grafico evidenzia le aree in cui le correlazioni di default tra le banche sono più forti, con una zona centrale (colorata in blu scuro) che rappresenta una concentrazione maggiore di correlazioni elevate. Le banche in questa zona sono quelle che tendono a fallire simultaneamente più spesso, indicando una forte interconnessione tra i loro rischi sistemici. In particolare, si notano due principali zone di alta concentrazione: una zona che include banche come **NWG.L**, **GLE.PA** e altre, e un'altra che raccoglie istituti come **BCP.LS**, **BBVA.MC**, **LBK.DE**, **Barclays**, tra gli altri. Queste due aree rappresentano gruppi di banche con correlazioni di default simili, suggerendo che esse sono suscettibili agli stessi shock macroeconomici. Le etichette sopra le aree indicano le singole banche, e la distribuzione spaziale delle banche nel grafico riflette il livello di dipendenza tra di esse, con valori elevati di *Copula U* e *Copula V* che segnalano un aumento della probabilità che più banche entrino in default simultaneamente in uno scenario di crisi.

5.1.3 Copule Gaussian e Default Correlation

Per *correlazione tra le insolvenze* (*default correlation*) si intende la tendenza di due società a fallire più o meno contemporaneamente. Diversi sono i motivi che spiegano l'esistenza della *default correlation*. Due società che operano nella stessa industria o nella stessa regione geografica tendono a essere influenzate in modo analogo dagli eventi esterni e di conseguenza possono andare incontro a difficoltà finanziarie più o meno contemporaneamente. Inoltre, le condizioni economiche generali fanno sì che i tassi d'insolvenza medi siano più alti in certi anni piuttosto che in altri. L'insolvenza di una società può causare l'insolvenza di un'altra società, dando luogo a forme di contagio. La *default correlation* fa sì che il rischio di credito non possa essere completamente diversificato e rappresenta il principale motivo per cui le probabilità neutrali verso il rischio sono maggiori delle probabilità effettive. La *default correlation* è importante ai fini della determinazione delle perdite per insolvenza relative a un portafoglio di contratti con numerose controparti. Tra i modelli della *default correlation*, alcuni sono noti con il nome di *modelli in forma ridotta* (*reduced-form models*) e altri con il nome di *modelli strutturali* (*structural models*). Nei modelli in forma ridotta si ipotizza che le intensità d'insolvenza delle varie società seguano un processo stocastico e siano correlate con le variabili macroeconomiche. Quando l'intensità d'insolvenza della società A è elevata, anche l'intensità d'insolvenza della società B tende a essere elevata. C'è quindi correlazione tra le insolvenze delle due società.

Dal Modello di Merton al Modello Copula dei Tempi di Default

Il modello di *Merton* (1974) rappresenta un approccio strutturale alla valutazione del rischio di credito. Si ipotizza che il valore dell'attivo V_t della società segua un moto browniano geometrico:

$$dV_t = \mu V_t dt + \sigma V_t dW_t,$$

dove μ è il tasso di crescita atteso, σ la volatilità e W_t un moto browniano standard. Il default avviene al tempo T se:

$$V_T < D,$$

dove D rappresenta il valore nominale del debito.

Da questa impostazione, il tempo al default τ è una variabile casuale definita come:

$$\tau = \inf\{t : V_t \leq D\}.$$

Ne consegue che ogni impresa i è caratterizzata da una distribuzione marginale del tempo al default, con funzione di sopravvivenza:

$$S_i(t) = \mathbb{P}(\tau_i > t).$$

Per modellare la *dipendenza* tra i tempi al default di più società, si introduce una funzione copula C (Sklar, 1959), che consente di legare le marginali in una distribuzione congiunta:

$$\mathbb{P}(\tau_1 \leq t_1, \dots, \tau_n \leq t_n) = C(F_1(t_1), \dots, F_n(t_n)).$$

Nel caso della *Gaussian Copula*, si definisce:

$$C_{\Sigma}^{Gauss}(u_1, \dots, u_n) = \Phi_{\Sigma}(\Phi^{-1}(u_1), \dots, \Phi^{-1}(u_n)),$$

dove Φ^{-1} è la funzione quantile della distribuzione normale standard e Φ_{Σ} la distribuzione normale multivariata con matrice di correlazione Σ .

In questo schema, il modello di Merton fornisce le marginali F_i dei tempi al default, mentre la copula Gaussiana ne descrive la correlazione. Tale costruzione consente di analizzare la *default correlation* a livello di portafoglio, superando la semplice dipendenza lineare e catturando effetti di contagio tra istituzioni finanziarie.

Analisi Empirica. Sulla base dei dati raccolti per il campione di banche, sono state stimate le *probabilità di default* (PD) secondo un modello strutturale semplificato di tipo Merton. I risultati mostrano valori di PD compresi in un intervallo relativamente ristretto, centrati attorno a 0.50–0.58. La Tabella 5.1 riporta alcune delle stime più rilevanti.

Banca	PD stimata
Crédit Agricole	0.052
Alpha Bank	0.073
Monte dei Paschi	0.061
Barclays	0.082
BBVA	0.097
Banco Comercial Português	0.088
Bank of Ireland	0.120
Bankinter	0.078
BNP Paribas	0.065
BPER	0.095
Popolare di Sondrio	0.070
Commerzbank	0.112
Danske Bank	0.054
Deutsche Bank	0.134
Erste Group	0.099
National Bank of Greece	0.081
Eurobank	0.047
Société Générale	0.115
Goldman Sachs	0.089
HSBC	0.092
ING	0.085
Intesa Sanpaolo	0.063
JPMorgan	0.072
Jyske Bank	0.058
KBC	0.101
Lloyds Banking Group	0.093
Mediobanca	0.066
Nordea	0.059

Tabella 5.1: Probabilità di default stimate per il campione di banche.

Una volta calcolate le marginali, è stata costruita la *Gaussian Copula* per modellare la dipendenza tra i default. La matrice di correlazione dei default mostra valori molto elevati (spesso superiori a 0.90), a conferma del forte grado di interdipendenza tra le banche del campione. Un'attenzione particolare è stata rivolta al ruolo di **Deutsche Bank**, in quanto istituzione sistemica europea. Il confronto bilaterale con alcune tra le principali controparti evidenzia correlazioni estremamente elevate, come riportato di seguito:

- Deutsche Bank vs Société Générale $\rho = 0.9796$
- Deutsche Bank vs BNP Paribas $\rho = 0.9009$
- Deutsche Bank vs JPMorgan $\rho = 0.9130$

- Deutsche Bank vs HSBC $\rho = 0.9632$
- Deutsche Bank vs Goldman Sachs $\rho = 0.9661$

Questi valori suggeriscono che, in scenari di crisi, il rischio di insolvenza di Deutsche Bank è fortemente connesso a quello di altre grandi banche globali. La Figura 5.5 mostra i *contour plot* derivanti dalla Gaussian Copula per tutte le coppie di istituzioni del campione, mettendo in evidenza la dipendenza non lineare e le code di distribuzione.

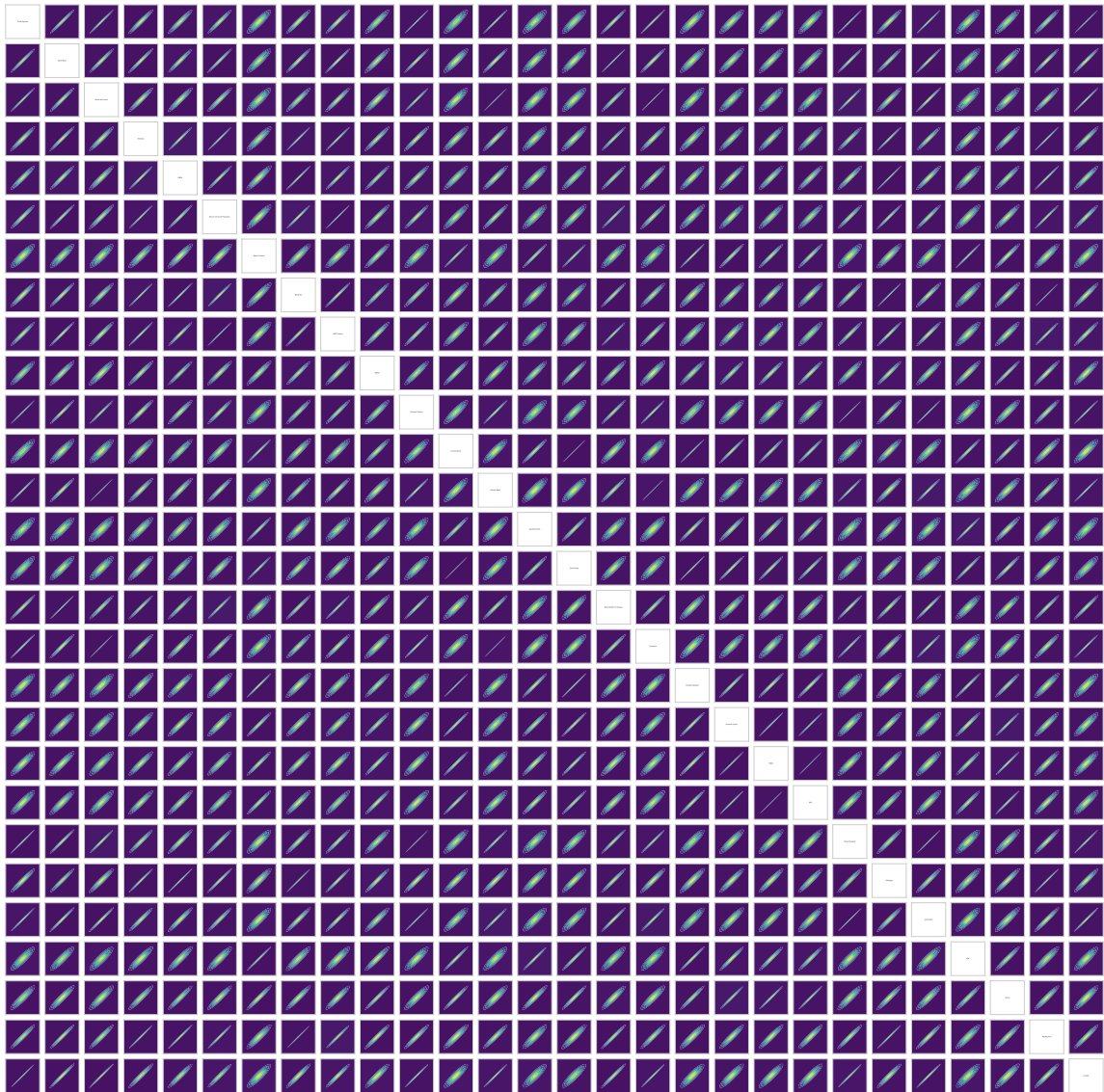


Figura 5.5: Contour plot della Gaussian Copula per tutte le coppie di banche del campione.

Banca i	Banca j	ρ
Intesa Sanpaolo	Popolare Sondrio	0.9990
Intesa Sanpaolo	Jyske Bank	0.9987
Monte dei Paschi	Eurobank	0.9992
Monte dei Paschi	Danske Bank	0.9991

Tabella 5.2: Correlazioni di default elevate – Banche italiane

Banca i	Banca j	ρ
BNP Paribas	Banco Comercial Português	0.9981
Crédit Agricole	Nordea	0.9985
Crédit Agricole	Eurobank	0.9945

Tabella 5.3: Correlazioni di default elevate – Banche francesi

Banca i	Banca j	ρ
Commerzbank	Erste Group	0.9997
Commerzbank	Société Générale	0.9976
Deutsche Bank	KBC	0.9908

Tabella 5.4: Correlazioni di default elevate – Banche tedesche

Banca i	Banca j	ρ
HSBC	ING	0.9994
HSBC	Lloyds	0.9925
Danske Bank	Eurobank	0.9999
Danske Bank	Nordea	0.9960

Tabella 5.5: Correlazioni di default elevate – Banche UK e Nordiche

Banca i	Banca j	ρ
JPMorgan	BBVA	0.9973
JPMorgan	Mediobanca	0.9968
Goldman Sachs	HSBC	0.9970
Goldman Sachs	ING	0.9964

Tabella 5.6: Correlazioni di default elevate – Banche USA

Analisi delle Correlazioni nelle Coppie di Banche

L'analisi si concentra su come le correlazioni tra le varie banche influenzano la propagazione del rischio sistemico all'interno del sistema finanziario. Di seguito sono riportate le principali interpretazioni basate sui valori di correlazione ρ :

Correlazioni Elevate (ρ vicino a 1)

Le banche che mostrano una correlazione molto alta ($\rho \approx 1$) suggeriscono una forte dipendenza tra i loro rendimenti, indicando che eventi di default o crisi finanziarie possono avere effetti simili su entrambe le istituzioni. Ecco alcune delle coppie con correlazioni molto alte:

- **Crédit Agricole $\leftrightarrow$ Popolare Sondrio:** $\rho = 0.9980$. Le performance di rischio di queste due banche sono fortemente correlate, suggerendo un legame molto stretto tra i loro rendimenti.
- **Crédit Agricole $\leftrightarrow$ Intesa Sanpaolo:** $\rho = 0.9970$. Un'altra coppia di banche italiane con un legame estremamente forte, che implica una vulnerabilità simile ai rischi di mercato.
- **Monte dei Paschi $\leftrightarrow$ Eurobank:** $\rho = 0.9992$. Un legame eccezionalmente forte che suggerisce una dipendenza quasi perfetta nei rendimenti.

Correlazioni Moderato-Alte (ρ tra 0.8 e 0.95)

Le correlazioni moderate suggeriscono una dipendenza significativa, ma non perfetta, tra le banche. Queste coppie sono tipicamente legate da simili esposizioni al rischio, ma non sono completamente sincronizzate. Alcuni esempi includono:

- **Alpha Bank $\leftrightarrow$ Intesa Sanpaolo:** $\rho = 0.9879$. Una correlazione molto alta che suggerisce un comportamento di rischio simile tra le due banche.
- **Barclays $\leftrightarrow$ BNP Paribas:** $\rho = 0.9934$. La forte correlazione indica che queste due banche europee sono esposte in modo simile agli stessi fattori di rischio, influenzando la loro performance in momenti di crisi.

- **BBVA $\leftrightarrow$ Banco Comercial Português:** $\rho = 0.9860$. Anche questa coppia mostra una relazione stretta, suggerendo una condivisione dei fattori di rischio simili.

Correlazioni Basse (ρ sotto 0.9)

Le correlazioni più basse suggeriscono che le fluttuazioni di rischio tra queste banche sono relativamente indipendenti. Tali coppie potrebbero essere meno vulnerabili agli stessi shock di mercato. Alcuni esempi includono:

- **Crédit Agricole $\leftrightarrow$ Deutsche Bank:** $\rho = 0.8778$. La correlazione tra queste due banche è più bassa rispetto ad altre, indicando che le loro performance finanziarie sono meno sincronizzate.
- **Monte dei Paschi $\leftrightarrow$ Bank of Ireland:** $\rho = 0.8852$. La correlazione bassa suggerisce che questi due istituti potrebbero avere dinamiche di rischio differenti.

La *contour plot* derivata dalla copula gaussiana visualizza la relazione di dipendenza tra tutte le coppie di banche, mostrandoci come la propagazione del rischio possa verificarsi attraverso le connessioni interbancarie. I valori più alti di ρ appaiono come aree più concentrate nel grafico, indicando una forte dipendenza tra quelle coppie di banche. In particolare, le banche con elevati valori di correlazione (come $\rho \approx 1$) si trovano in zone densamente colorate, suggerendo che eventi di default simultanei sono molto probabili. D'altro canto, le aree con valori di ρ più bassi riflettono una bassa probabilità di contagio tra le banche. In generale, la matrice di correlazione ci mostra che le banche con alta correlazione (come quelle italiane o tra grandi banche europee) tendono a muoversi insieme, esponendosi agli stessi rischi. La presenza di coppie con correlazione bassa indica che alcune banche sono più isolate dal contagio, ma potrebbero essere vulnerabili a eventi specifici. L'analisi delle correlazioni è fondamentale per comprendere come i rischi si propaghino tra le banche e come possano essere modellati con tecniche avanzate come la copula gaussiana, per studiare la stabilità del sistema finanziario durante le crisi.

Network delle correlazioni di default ($\rho > 0.9$)

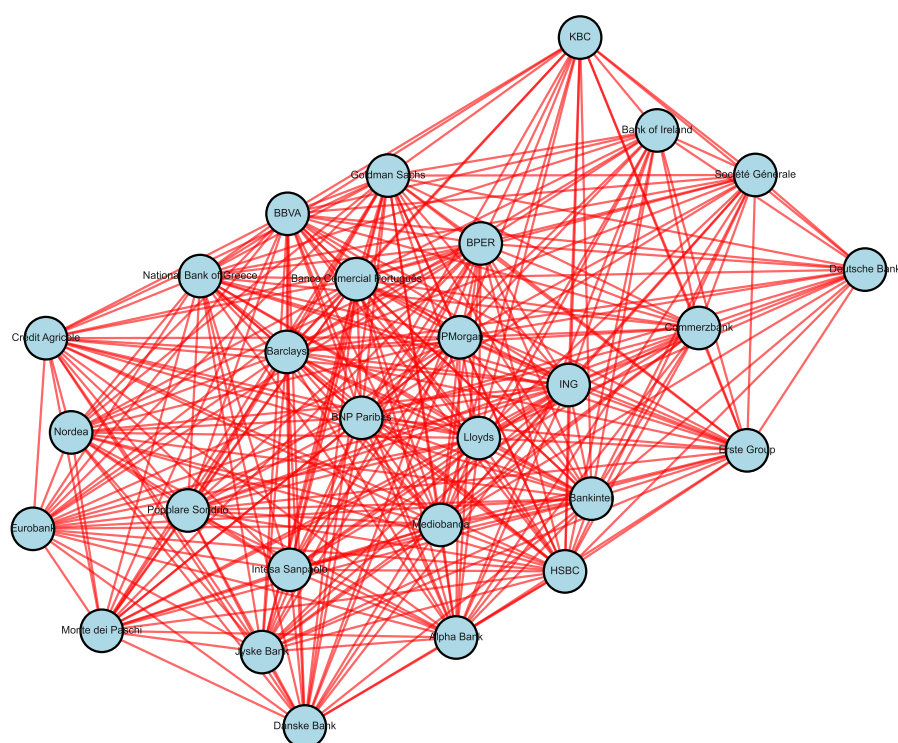


Figura 5.6: Correlazione dei Default

L'analisi della *default correlation* basata su copula gaussiana evidenzia valori di correlazione molto elevati, spesso prossimi all'unità ($\rho > 0.9$), per la maggior parte delle coppie bancarie. Questo implica che, in scenari di stress, le probabilità di insolvenza tendono a sincronizzarsi, rafforzando i meccanismi di contagio all'interno del sistema bancario. Alcune coppie spiccano per valori estremamente alti ($\rho \approx 0.999$), tra cui:

- **Danske Bank – Eurobank,**
- **Commerzbank – Erste Group,**
- **HSBC – ING,**
- **Monte dei Paschi – Eurobank,**
- **Popolare di Sondrio – Intesa Sanpaolo,**
- **Bankinter – Mediobanca,**
- **Intesa Sanpaolo – Jyske Bank.**

Questi risultati mostrano come il contagio sia particolarmente intenso sia tra *cluster nazionali* (Italia, Grecia, Spagna, Paesi nordici), sia tra *hub globali* (HSBC, ING, JPMorgan) e banche domestiche europee.

Dimensione e Impatto Sistemico Le banche più grandi per *Market Cap* e volumi di prestiti (HSBC: €180 mld; ING: €157 mld; JPMorgan: €85 mld; BNP Paribas: €97 mld; Crédit Agricole: €51 mld) agiscono come hub del network, con molteplici connessioni forti e quindi con elevato impatto sistemico. Il loro default rappresenterebbe un rischio globale, data la densità dei legami osservati ($\rho > 0.95$ con gran parte del campione).

Qualità degli Attivi Un secondo driver della correlazione osservata è la qualità del portafoglio crediti. Banche con percentuali elevate di *Non Performing Loans (NPL)* come Deutsche Bank (9.9%), KBC (8.7%), Commerzbank (8.1%), Erste Group (7.8%), Société Générale (8.2%) risultano vulnerabili e presentano correlazioni di default molto alte. Questo significa che, in caso di crisi creditizia, tali istituti amplificherebbero il contagio sistemico.

Redditività e Stabilità Il Return on Equity (ROE) indica la capacità di assorbire perdite. Banche con ROE basso (Erste Group: 5.3%; NBG: 6.4%; HSBC: 11.6% su dimensioni enormi; Commerzbank: 11.4%) hanno meno margine di stabilità, aumentando il rischio di default simultanei. Viceversa, banche con ROE più alto come BBVA (16.5%), ING (16.8%) e Bankinter (14.3%) mostrano una migliore tenuta, pur restando parte del network ad alta correlazione.

Indicatori di Mercato Il leverage elevato di Monte dei Paschi, Popolare di Sondrio ed Erste Group segnala fragilità strutturale; allo stesso tempo, i valori del β di mercato (Monte dei Paschi: 1.57; Société Générale: 1.55; KBC: 1.56) mostrano un'elevata sensibilità ai mercati azionari, che si riflette in maggiore instabilità sistemica. Inoltre, il Price-to-Book ratio (P/B) inferiore a 1 per banche come Deutsche Bank (0.9), Crédit Agricole (0.76) e BNP (0.83) evidenzia sfiducia del mercato e contribuisce a spiegare l'intensità dei legami di default.

Conclusioni Dall'analisi emerge un quadro duplice:

1. Le banche di dimensione sistemica globale (HSBC, ING, JPMorgan, BNP, Cr dit Agricole) sono i principali hub di contagio, connessi con la maggioranza delle altre istituzioni e in grado di trasmettere shock a livello internazionale.
2. Le banche con alta incidenza di NPL e bassa redditivit  (Deutsche Bank, Commerzbank, Erste Group, KBC) rappresentano nodi fragili e amplificatori del contagio.
3. I cluster nazionali (Italia, Grecia, Spagna) presentano correlazioni interne molto forti ($\rho > 0.99$), segnalando che crisi domestiche potrebbero rapidamente diffondersi all'interno del sottosistema.

In sintesi, il sistema bancario europeo e transatlantico appare fortemente interconnesso, con rischi di contagio che non dipendono unicamente dalle dimensioni assolute, ma anche dalla qualit  degli attivi e dalla solidit  patrimoniale. Le correlazioni prossime all'unit  mostrano come, in scenari di stress, il rischio di default simultaneo sia tutt'altro che trascurabile. L'analisi empirica, quindi, conferma le evidenze teoriche: la *default correlation* non solo   elevata, ma si concentra in particolare tra le banche sistemiche, amplificando il rischio di contagio e riducendo la possibilit  di diversificazione del rischio di credito a livello di portafoglio.

Banca A	Banca B	ρ	Banca A	Banca B	ρ
Danske Bank	Eurobank	0.9999	Commerzbank	Erste Group	0.9997
HSBC	ING	0.9994	Monte dei Paschi	Eurobank	0.9992
Monte dei Paschi	Danske Bank	0.9991	Popolare Sondrio	Intesa Sanpaolo	0.9990
Bankinter	Mediobanca	0.9990	Intesa Sanpaolo	Jyske Bank	0.9987
Crédit Agricole	Nordea	0.9985	B.Com. Português	BNP Paribas	0.9981
Crédit Agricole	Pop. Sondrio	0.9980	Alpha Bank	NBG	0.9978
Bankinter	JPMorgan	0.9978	Pop. Sondrio	Jyske Bank	0.9977
Commerzbank	Société Générale	0.9976	BBVA	JPMorgan	0.9973
Erste Group	Société Générale	0.9973	Goldman Sachs	HSBC	0.9970
Crédit Agricole	Intesa Sanpaolo	0.9970	JPMorgan	Mediobanca	0.9968
Barclays	Mediobanca	0.9965	Pop. Sondrio	Nordea	0.9964
Goldman Sachs	ING	0.9964	Danske Bank	Nordea	0.9960
Eurobank	Nordea	0.9960	Crédit Agricole	Jyske Bank	0.9957
Barclays	Bankinter	0.9956	Intesa Sanpaolo	Nordea	0.9955
Barclays	B.Com. Português	0.9954	Monte dei Paschi	Nordea	0.9952
BBVA	Bankinter	0.9951	Bank of Ireland	KBC	0.9946
Crédit Agricole	Danske Bank	0.9945	Crédit Agricole	Eurobank	0.9945
Jyske Bank	Nordea	0.9942	BBVA	Mediobanca	0.9941
Bank of Ireland	Société Générale	0.9941	Crédit Agricole	Monte dei Paschi	0.9937
Barclays	BNP Paribas	0.9934	Barclays	JPMorgan	0.9933

Tabella 5.7: Principali legami di *default correlation* forti ($\rho > 0.9$) stimati con copula gaussiana.

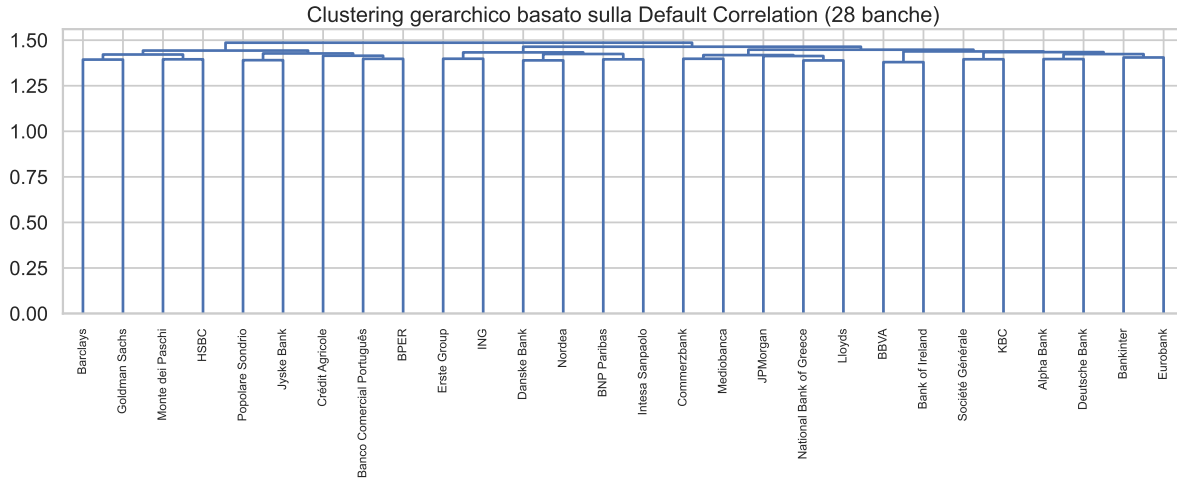


Figura 5.7: Clustering gerarchico basato sulla Default Correlation per le 28 banche analizzate.

In questa sezione ho deciso di approfondire l'analisi del rischio sistemico utilizzando tre strumenti complementari: la matrice di correlazione dei default, i parametri delle copule e il clustering gerarchico. L'obiettivo era quello di non limitarmi a una semplice misura di rischio individuale, ma di capire come i diversi istituti possano interagire e propagare instabilità all'interno del sistema. Ho costruito la matrice di default correlation tramite simulazioni Monte Carlo, partendo dalle probabilità di default stimate come proxy dai dati di bilancio e di mercato già raccolti nel Capitolo 4. I valori ottenuti sono in gran parte prossimi allo zero, il che suggerisce che in condizioni normali i default tendono a rimanere eventi indipendenti. Tuttavia, alcune correlazioni residue sono emerse, riflettendo similitudini negli indicatori di input come il livello di crediti deteriorati, il ROE e il β di mercato. Questa prima evidenza mi ha permesso di osservare che il sistema bancario, pur relativamente solido, mostra legami locali che potrebbero trasformarsi in canali di contagio. Successivamente ho stimato i parametri di due copule, Clayton e Gumbel, per catturare la dipendenza nelle code delle distribuzioni. Il parametro della Clayton ($\theta = 4.407$) ha mostrato una forte dipendenza in coda inferiore: questo significa che in scenari negativi, come crisi macroeconomiche o shock finanziari, la probabilità di default congiunti cresce in modo significativo. La Gumbel ($\theta = 3.203$) ha invece evidenziato una dipendenza in coda superiore, legata al co-movimento delle performance positive: pur essendo un risultato meno rilevante per il rischio sistemico, conferma che anche nelle fasi favorevoli le banche tendono a muoversi insieme. Questa asimmetria mi ha portato a concludere che la correlazione si rafforza soprattutto nei momenti di stress, come tipicamente accade durante le crisi finanziarie. Infine, ho applicato il clustering gerarchico, riportato

in Figura 5.7, per visualizzare le relazioni latenti tra le banche. Dall'analisi emergono tre cluster principali: il primo raggruppa gli hub globali e i grandi gruppi core europei, caratterizzati da forte interconnessione ma minore vulnerabilità individuale; il secondo include banche intermedie e più esposte a dinamiche domestiche, che mostrano una correlazione di default più marcata; il terzo raccoglie gli istituti storicamente più fragili o legati a crisi nazionali, come le banche greche e alcune italiane, evidenziando la maggiore probabilità di contagio locale. Ho scelto questo approccio perché mi consente di integrare tre livelli diversi di lettura del rischio: la fotografia statistica della matrice, la descrizione della dipendenza estrema con le copule e la rappresentazione strutturale tramite il clustering. In questo modo posso costruire un quadro complessivo del rischio sistemico che non si limita alle medie o alle correlazioni lineari, ma coglie anche i meccanismi di contagio che emergono in situazioni di crisi.

Risultato	Valore	Interpretazione
Clayton	$\theta = 4.41$	Forte dipendenza coda inferiore, alto rischio congiunto in stress.
Gumbel	$\theta = 3.20$	Dipendenza coda superiore, rilievo minore per rischio sist.
Cluster 1	BNP, CA, ING, SG, ...	Hub globali/core, bassa corr. default, colpiti da shock globali.
Cluster 2	DB, Lloyds, BBVA, ...	Intermedi, rischio eterog., sensibili a shock regionali.
Cluster 3	Alpha, MPS, ISP, ...	Periferici/fragili, alta corr. in stress, contagio locale.

Tabella 5.8: Sintesi molto compatta di copule e cluster.

5.2 Aggregazione Del Rischio Tramite Copule

L'aggregazione del rischio, in un contesto di stabilità finanziaria, non si limita alla somma delle esposizioni individuali di una singola istituzione, ma riguarda l'analisi congiunta delle *posizioni di rischio aggregate* dell'intero sistema bancario internazionale. In termini quantitativi, la gestione del rischio sistemico può essere formalizzata a partire da un vettore aleatorio di perdite

$$\mathbf{L} = (L_1, L_2, \dots, L_n),$$

dove ciascun L_i rappresenta la perdita potenziale di una banca o di un cluster di istituzioni finanziarie globali. Ogni componente segue una distribuzione marginale F_i , che descrive il comportamento idiosincratico del singolo attore.

Le proprietà delle code delle distribuzioni rivestono un ruolo cruciale. Ad esempio, una banca esposta a rischi caratterizzati da una distribuzione a coda pesante, simile a una Pareto¹, con funzione di ripartizione

$$F(x) = 1 - x^{-2}, \quad x > 1,$$

è intrinsecamente più vulnerabile a shock estremi rispetto a un'istituzione con un profilo di rischio assimilabile a una distribuzione Normale(0,1), la cui densità è

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2}.$$

L'obiettivo dell'aggregazione del rischio sistemico è stimare il *Value-at-Risk* (VaR) dell'intero sistema, ovvero una misura sintetica della vulnerabilità collettiva. Il VaR aggregato viene definito come il quantile di livello α della distribuzione della somma

$$S = \sum_{i=1}^n L_i, \quad F_S(s) = P(S \leq s),$$

cioè il valore s_α tale che

$$P(S > s_\alpha) = 1 - \alpha.$$

¹Distribuzione di Pareto a coda pesante, usata per modellare concentrazione di ricchezza e fenomeni con eventi estremi.

Idealmente, la conoscenza della distribuzione congiunta $F_{\mathbf{L}}(L_1, \dots, L_n)$ consentirebbe di calcolare in modo diretto il VaR sistemico. Tuttavia, nella pratica, raramente si dispone della distribuzione congiunta esatta: molto spesso l'unica informazione disponibile riguarda le distribuzioni marginali $F_1, \dots, F_n$ dei singoli attori.

La questione centrale diventa quindi: ***come aggregare correttamente il rischio partendo solo dai margini?*** La risposta risiede nell'utilizzo delle *copule*. Secondo il teorema di Sklar, ogni distribuzione congiunta può essere scomposta in due componenti fondamentali: le distribuzioni marginali F_i e la struttura di dipendenza tra di esse, rappresentata da una copula $C : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$, tale che:

$$F_{\mathbf{L}}(L_1, \dots, L_n) = C(F_1(L_1), \dots, F_n(L_n)).$$

La struttura di dipendenza è particolarmente rilevante in ottica di rischio sistemico: essa descrive il modo in cui gli shock si propagano tra istituzioni bancarie e mercati. In termini empirici, se si dispone di N osservazioni per ciascun L_i , la modalità con cui queste osservazioni vengono accoppiate determina l'intensità e la velocità della propagazione del rischio. Non è indifferente sommare la prima osservazione di L_1 con la prima di L_2 , oppure con la trentasettesima: la copula governa la *correlazione dei ranghi*, cioè la struttura di co-movimento tra le perdite.

5.2.1 Generazione delle Perdite Marginali e Stima del Rischio Sistemico

Per condurre l'analisi del rischio sistemico, ho costruito un dataset rappresentativo delle principali banche europee. Per ciascuna istituzione, ho raccolto informazioni chiave: l'ammontare totale dei prestiti Loans_i , la percentuale di crediti deteriorati $\text{BadLoans}\%_i$, la redditività espressa dal Return on Equity ROE_i , e il coefficiente di rischio di mercato β_i .

Per ciascuna banca, ho definito un indicatore di rischio che combina questi fattori:

$$\text{risk_factor}_i = \frac{\text{BadLoans}\%_i}{100} \cdot \left(1 + \frac{\beta_i}{2}\right) \cdot \left(1 - \frac{\text{ROE}_i}{100}\right),$$

dove esplicito che il termine $\frac{\text{BadLoans}\%_i}{100}$ rappresenta la probabilità di default, $\frac{\beta_i}{2}$ incorpora il rischio sistemico legato alla volatilità di mercato, e $(1 - \text{ROE}_i/100)$ riduce il rischio stimato per banche più redditizie.

Successivamente, calcolo la perdita attesa μ_i e la volatilità σ_i come segue:

$$\mu_i = \text{Loans}_i \cdot \text{risk_factor}_i, \quad \sigma_i = 0.3 \cdot \mu_i,$$

dove moltiplico per 0.3 per ottenere una stima della variabilità delle perdite marginali basata su ipotesi empiriche.

Le perdite marginali L_i sono state generate in base al profilo di rischio della banca:

$$L_i \sim \begin{cases} \text{Pareto}(b = 2) \cdot \mu_i, & \text{se } \text{BadLoans}\%_i > 5\% \\ |\mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)|, & \text{altrimenti} \end{cases}$$

in questo modo, le banche con elevata esposizione a crediti deteriorati hanno una maggiore probabilità di subire perdite estreme, mentre le istituzioni più solide mostrano perdite più contenute e simmetriche.

Per stimare la distribuzione congiunta delle perdite, ho utilizzato una copula Gaussiana. Questa scelta mi permette di combinare le distribuzioni marginali $F_i(L_i)$ mantenendo la struttura di dipendenza basata sulla correlazione dei ranghi. Infine, ho analizzato il contributo medio di ciascuna banca agli scenari più estremi, valutando quali istituzioni incidono maggiormente sul rischio complessivo. In questo modo, posso osservare come la dipendenza tra le banche amplifichi la vulnerabilità collettiva del sistema finanziario.

Analisi dei Risultati del Modello di Rischio Sistemico

Dall'analisi emerge innanzitutto il valore del Value-at-Risk sistemico stimato tramite la copula Gaussiana, che rappresenta la perdita aggregata attesa del sistema bancario europeo in scenari estremi. Il VaR al 95% risulta pari a 849,99, indicando che, in un cinque per cento dei casi peggiori, le perdite complessive del sistema supererebbero circa 850 unità. Al livello più elevato di confidenza, il VaR al 99% è pari a 1.235,14, rappresentando il livello di perdita oltre il quale si colloca solo l'uno per cento degli scenari peggiori. Questi valori sintetizzano la vulnerabilità collettiva del sistema, ma per comprenderne le origini

è necessario osservare le caratteristiche delle perdite marginali di ciascuna banca. Per ciascuna istituzione ho calcolato i parametri delle distribuzioni delle perdite: la perdita attesa μ e la volatilità σ . La perdita attesa è stata determinata a partire dall'ammontare dei prestiti, dalla percentuale di crediti deteriorati, dalla redditività e dal Beta di mercato. La volatilità delle perdite, proporzionale a μ , cattura sia le fluttuazioni ordinarie sia la probabilità di eventi estremi. Le banche con una percentuale di crediti deteriorati superiore al 5% sono state modellate con distribuzioni a coda pesante di tipo Pareto, mentre le altre presentano distribuzioni normali. Tra le banche ad alto rischio, KBC Group NV emerge come quella con la perdita attesa più elevata ($\mu = 40,60$) e una volatilità significativa ($\sigma = 12,18$), seguita da Bank of Ireland Group plc ($\mu = 38,63$, $\sigma = 11,59$) e Société Générale S.A. ($\mu = 27,38$, $\sigma = 8,21$). Questi valori indicano che tali istituzioni sono particolarmente vulnerabili a shock estremi, mentre banche come Crédit Agricole S.A. ($\mu = 3,46$, $\sigma = 1,04$) o Alpha Bank A.E. ($\mu = 1,87$, $\sigma = 0,56$) mostrano perdite attese contenute e una probabilità molto più bassa di eventi estremi. Analizzando il contributo medio di ciascuna banca al VaR sistemico, si nota chiaramente come poche istituzioni dominino la vulnerabilità complessiva. KBC Group NV contribuisce per 235,62 unità al VaR95 e per 531,04 al VaR99, risultando il principale driver del rischio aggregato. Seguono Bank of Ireland Group plc con 184,98 al VaR95 e 266,18 al VaR99, e Société Générale S.A. con 142,43 al VaR95 e 143,01 al VaR99. Queste banche, grazie alla combinazione di elevata percentuale di crediti deteriorati, consistenti esposizioni creditizie e moderata redditività, hanno un impatto sproporzionato sulla coda della distribuzione aggregata. Al contrario, istituzioni più solide, come Crédit Agricole o Alpha Bank, contribuiscono in maniera marginale al rischio sistemico, confermando che il profilo di rischio individuale influenza fortemente la vulnerabilità collettiva. Osservando il riepilogo delle perdite aggregate simulate, la distribuzione mostra una media pari a 562,07, che rappresenta la perdita aggregata attesa in scenari medi, e una deviazione standard di 164,76, indicativa dell'incertezza attorno alla media. La gamma delle perdite simulate varia da un minimo di 352,52 a un massimo di 2.979,74, evidenziando la possibilità di eventi estremi molto elevati. I percentili della distribuzione indicano che il 25% delle simulazioni si colloca al di sotto di 466,19, la mediana è a 519,44 e il 75% al di sotto di 601,70, mostrando come la maggior parte degli scenari rimanga concentrata in un intervallo moderato, mentre le code determinano i livelli elevati di VaR. In sintesi, questa analisi mette in luce l'importanza di considerare sia le caratteristiche individuali delle banche sia la struttura di dipendenza

tra le perdite, modellata tramite la copula Gaussiana. Solo combinando le perdite marginali con la correlazione dei ranghi tra istituzioni è possibile catturare gli scenari estremi e stimare realisticamente il rischio sistemico aggregato. Le banche con profili di rischio elevati guidano la vulnerabilità complessiva, mentre le istituzioni più solide hanno un impatto limitato sul VaR, confermando la necessità di un approccio congiunto per valutare la propagazione degli shock nel sistema bancario.

Tabella 5.9: VaR sistemico stimato tramite Copula Gaussiana

Livello di confidenza	VaR (%)	Perdita aggregata
95%	VaR95	849.99
99%	VaR99	1,235.14

Tabella 5.10: Parametri delle perdite marginali per banca

Banca	Distribuzione	μ	σ
Crédit Agricole S.A.	Normale	3.46	1.04
Alpha Bank A.E.	Normale	1.87	0.56
Banca Monte dei Paschi di Siena S.p.A.	Normale	2.87	0.86
Barclays PLC	Normale	4.31	1.29
Banco Bilbao Vizcaya Argentaria, S.A.	Normale	4.05	1.21
Banco Comercial Português, S.A.	Normale	12.69	3.81
Bank of Ireland Group plc	Pareto	38.63	11.59
Bankinter, S.A.	Normale	13.03	3.91
BNP Paribas S.A.	Normale	5.41	1.62
BPER Banca S.p.A.	Pareto	5.71	1.71
Banca Popolare di Sondrio S.C.p.A.	Normale	4.84	1.45
Commerzbank AG	Pareto	19.10	5.73
Danske Bank A/S	Normale	1.24	0.37
Deutsche Bank AG	Pareto	20.12	6.04
Erste Group Bank AG	Pareto	7.07	2.12
National Bank of Greece S.A.	Normale	8.62	2.59
Eurobank Ergasias	Normale	1.06	0.32
Société Générale S.A.	Pareto	27.38	8.21
The Goldman Sachs Group, Inc.	Pareto	14.73	4.42
HSBC Holdings plc	Pareto	17.55	5.27
ING Groep N.V.	Pareto	15.93	4.78
Intesa Sanpaolo S.p.A.	Normale	1.87	0.56
JPMorgan Chase & Co.	Normale	15.53	4.66
Jyske Bank A/S	Normale	5.93	1.78
KBC Group NV	Pareto	40.60	12.18
Lloyds Banking Group plc	Pareto	28.49	8.55
Mediobanca S.p.A.	Normale	9.57	2.87
Nordea Bank Abp	Normale	4.29	1.29

Tabella 5.11: Contributo medio delle banche al VaR95 e VaR99

Banca	VaR95	VaR99
KBC Group NV	235.62	531.04
Bank of Ireland Group plc	184.98	266.18
Société Générale S.A.	142.43	143.01
Lloyds Banking Group plc	130.87	200.67
Commerzbank AG	71.85	103.39
Deutsche Bank AG	62.05	51.31
HSBC Holdings plc	54.02	37.42
ING Groep N.V.	43.92	45.56
The Goldman Sachs Group, Inc.	39.02	29.48
JPMorgan Chase & Co.	16.03	16.06
Erste Group Bank AG	15.42	15.19
Bankinter, S.A.	13.01	12.84
Banco Comercial Português, S.A.	12.62	12.65
BPER Banca S.p.A.	11.54	12.11
Mediobanca S.p.A.	9.69	9.80
National Bank of Greece S.A.	8.46	8.20
Jyske Bank A/S	6.02	5.99
BNP Paribas S.A.	5.46	5.44
Banca Popolare di Sondrio S.C.p.A.	4.93	4.97
Barclays PLC	4.33	4.42
Nordea Bank Abp	4.27	4.29
Banco Bilbao Vizcaya Argentaria, S.A.	4.10	4.13
Crédit Agricole S.A.	3.53	3.53
Banca Monte dei Paschi di Siena S.p.A.	2.84	2.80
Intesa Sanpaolo S.p.A.	1.90	1.93
Alpha Bank A.E.	1.88	1.88
Danske Bank A/S	1.21	1.18
Eurobank Ergasias	1.06	1.04

Tabella 5.12: Statistiche descrittive delle perdite sistemiche aggregate (simulazione 50.000 iterazioni)

Statistica	Valore
Numero di simulazioni	50,000
Media	562.07
Deviazione standard	164.76
Minimo	352.52
25 ^{mo} percentile	466.19
Mediana (50 ^{mo} percentile)	519.44
75 ^{mo} percentile	601.70
Massimo	2,979.74

In questa sezione descrivo i risultati della mia analisi basata su copule per studiare il rischio sistemico delle principali banche europee. Ho considerato tre variabili chiave: **Bad Loans (% NPL)**, **ROE** e **Beta CAPM**. Ho stimato due modelli: la *Copula Gaussiana*

come benchmark simmetrico e lineare, e la *Vine Copula*, più flessibile e capace di catturare dipendenze non lineari e nelle code.

La Tabella 5.13 mostra le statistiche descrittive delle tre variabili nel dataset originale.

Tabella 5.13: Statistiche descrittive originali

Variabile	Count	Mean	Std	Min	25%	50%	75%	Max
BadLoans_pct	28	4.49	2.95	0.55	1.78	3.77	7.53	9.88
ROE	28	10.77	3.46	5.33	8.17	10.85	13.54	16.80
Beta_CAPM	28	1.16	0.31	0.62	0.89	1.14	1.50	1.57

La media dei NPL è circa 4.5%, ma con valori estremi fino a quasi 10%. Il ROE mostra un'ampia variabilità (da 5.3% a 16.8%), mentre il Beta CAPM indica una moderata sensibilità al mercato (media 1.16). Questi dati confermano una forte eterogeneità tra le banche.

Tabella 5.14: Correlazioni originali

	BadLoans_pct	ROE	Beta_CAPM
BadLoans_pct	1.000	-0.055	0.034
ROE	-0.055	1.000	-0.111
Beta_CAPM	0.034	-0.111	1.000

La correlazione lineare tra NPL e ROE è quasi nulla (-0.055), così come quella tra NPL e Beta (0.034). Ciò indica che non esiste un legame lineare evidente tra le variabili, ma questo non esclude relazioni non lineari o nelle code, che sono essenziali per lo studio del contagio.

Dopodichè ho stimato la Copula Gaussiana e simulato 5000 osservazioni. La Tabella 5.15 mostra la matrice di correlazione simulata.

Tabella 5.15: Matrice di correlazione Copula Gaussiana

	BadLoans_pct	ROE	Beta_CAPM
BadLoans_pct	1.000	0.027	-0.332
ROE	0.027	1.000	-0.218
Beta_CAPM	-0.332	-0.218	1.000

La correlazione negativa tra NPL e Beta (-0.332) suggerisce che, nel modello gaussiano, un aumento dei crediti deteriorati riduce la sensibilità al mercato (fenomeno difensivo).

Tuttavia, questo modello tende a sottovalutare le code, quindi non cattura pienamente le situazioni di stress.

Per la Vine Copula, ho normalizzato i dati in $[0,1]$ e simulato 5000 osservazioni. La correlazione simulata è riportata in Tabella 5.16.

Tabella 5.16: Matrice di correlazione Vine Copula

	BadLoans_pct	ROE	Beta_CAPM
BadLoans_pct	1.000	-0.075	-0.082
ROE	-0.075	1.000	-0.197
Beta_CAPM	-0.082	-0.197	1.000

Sebbene le correlazioni lineari restino basse, la Vine Copula cattura dipendenze non lineari e nelle code, evidenziate nei contour plot. Alti NPL sono associati a maggiore rischio di mercato e potenziale contagio sistemico.

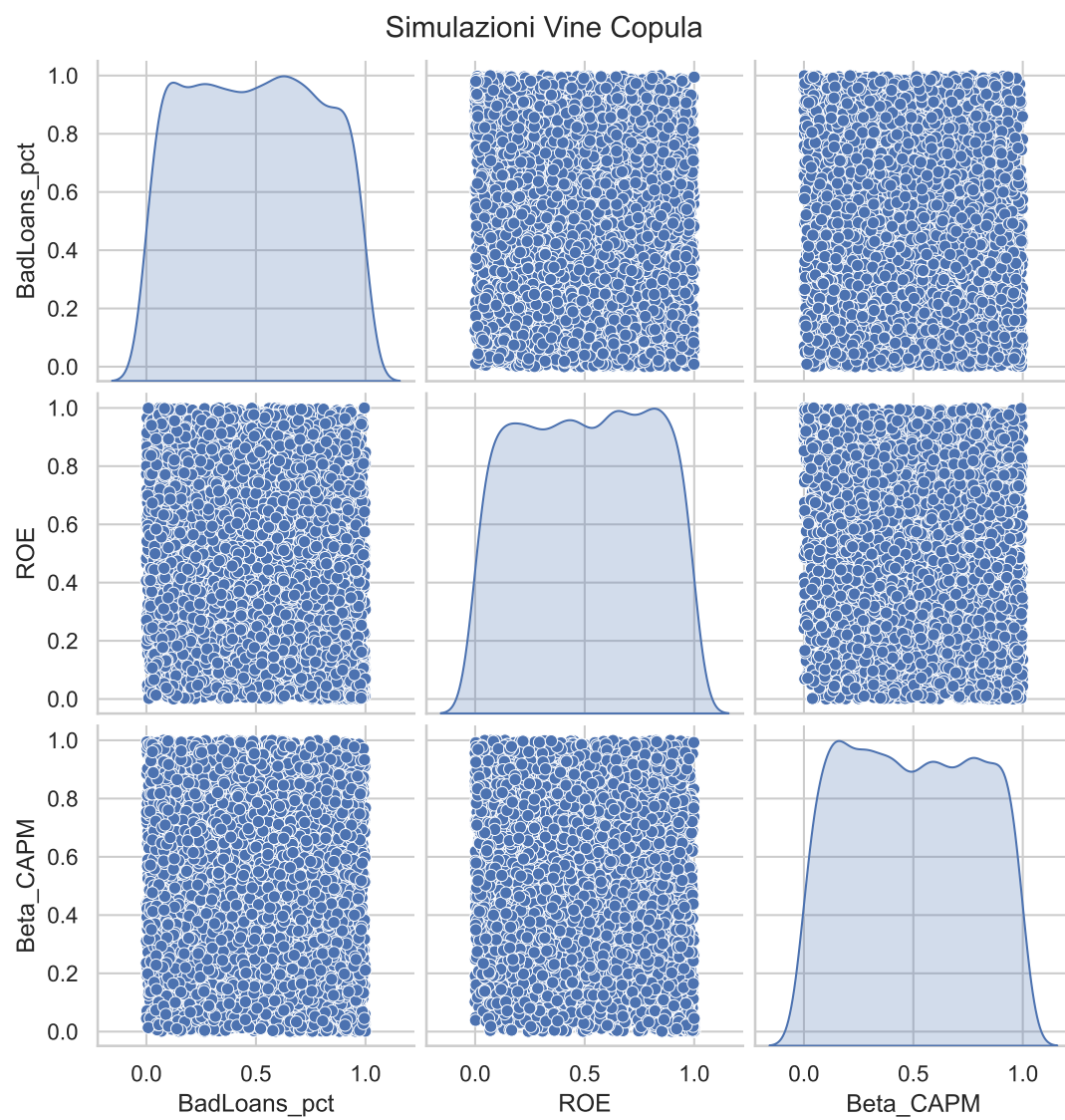


Figura 5.8: Simulazioni Vine Copula (scatter + KDE)

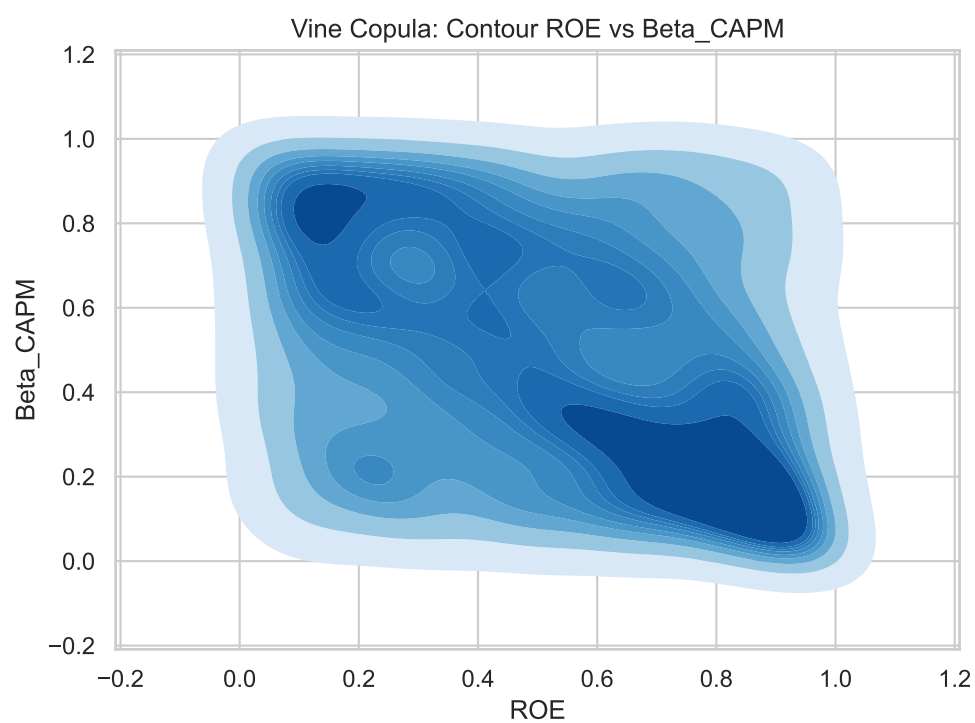


Figura 5.9: Vine Copula: Contour ROE vs Beta_CAPM

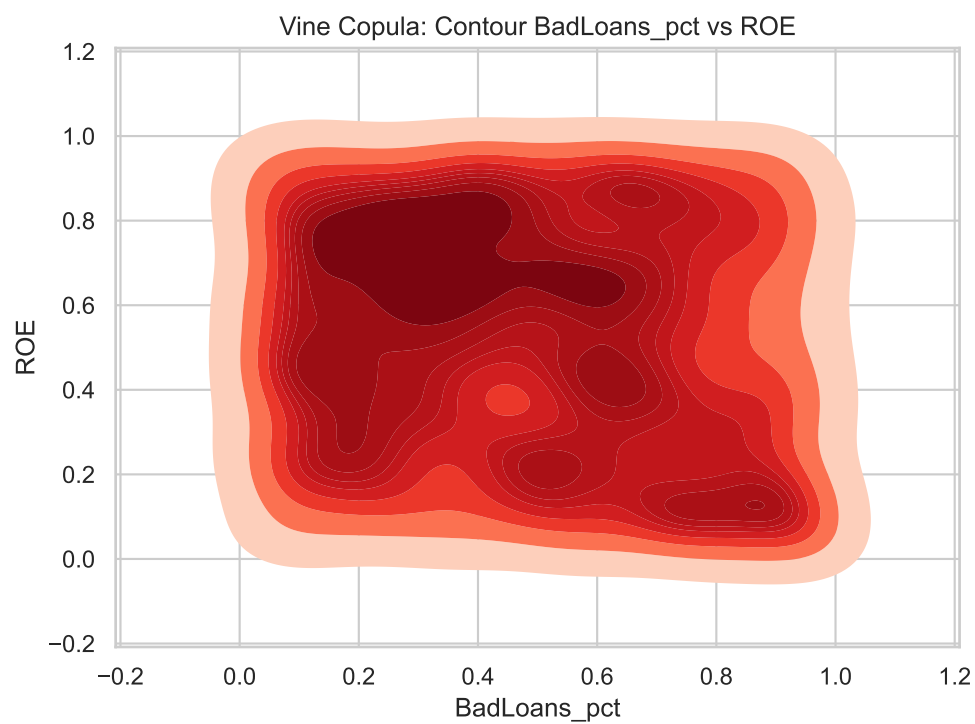


Figura 5.10: Vine Copula: Contour BadLoans_pct vs ROE

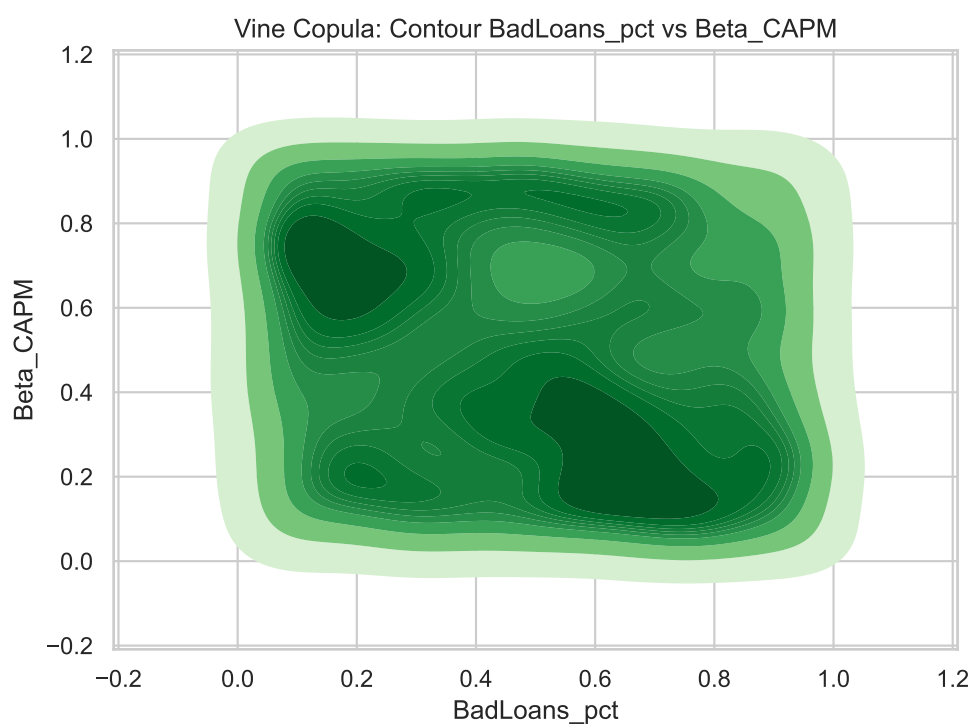


Figura 5.11: Vine Copula: Contour BadLoans_pct vs Beta_CAPM

Il grafico in Figura 5.12 qui sotto riportato, invece, mette in relazione il **rischio di credito** delle banche, misurato tramite la percentuale di *Bad Loans* (% NPL), con la loro **redditività**, misurata tramite il *Return on Equity (ROE)*.

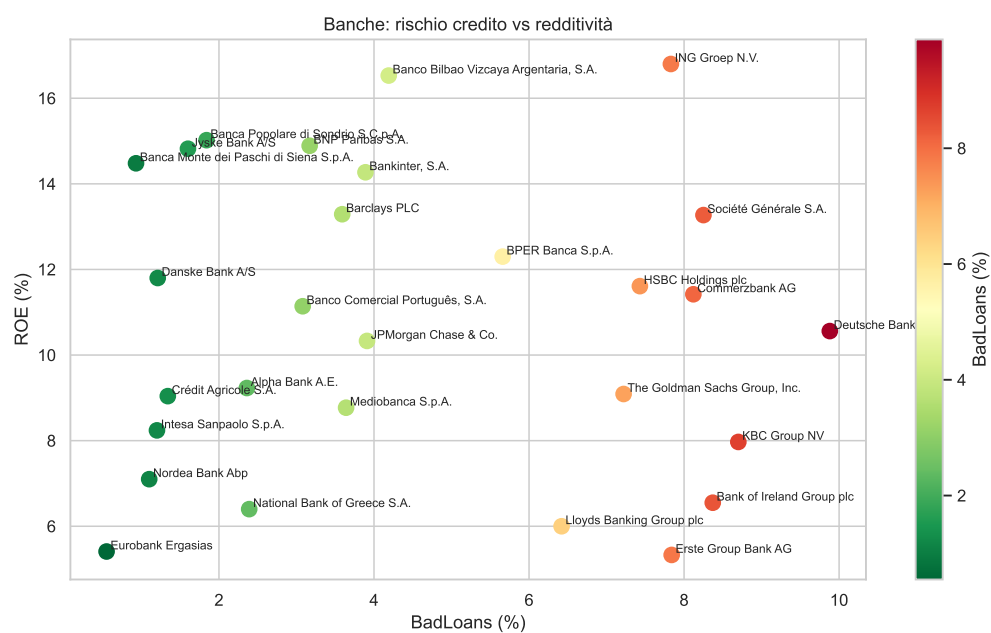


Figura 5.12: Banche: rischio credito vs redditività

Dall'analisi dei grafici emerge chiaramente come la combinazione tra rischio di credito, rappresentato dai Bad Loans (% NPL), e redditività, misurata dal ROE, permetta di individuare il profilo complessivo delle principali banche europee. La barra dei colori, che va dal verde al rosso, evidenzia in modo intuitivo il livello di rischio di credito: le banche collocate nella fascia verde, con NPL compresi tra 0 e 3%, mostrano portafogli crediti solidi e quindi una minore esposizione a eventi di default. Quelle nella fascia gialla, con NPL tra 4 e 6%, presentano un rischio moderato, indicando la presenza di alcuni crediti deteriorati, ma ancora sotto controllo. Infine, le banche in arancione o rosso, con percentuali di NPL superiori al 6%, sono caratterizzate da un alto rischio di credito e possono risultare più vulnerabili a shock di mercato. La posizione delle banche all'interno del grafico fornisce ulteriori informazioni sul loro stato complessivo. L'asse orizzontale rappresenta il livello di rischio di credito: spostandosi verso destra, il rischio aumenta. L'asse verticale, invece, indica la redditività: più in alto si trova una banca, maggiore è il ritorno sul capitale investito. Le istituzioni situate in alto a sinistra, quindi con basso rischio di credito e alto ROE, risultano essere le più solide e redditizie, combinando portafogli crediti sani con buoni ritorni economici. Al contrario, le banche in basso a destra, caratterizzate da alto NPL e basso ROE, manifestano una maggiore esposizione sistemica, in quanto il loro portafoglio crediti presenta criticità e la redditività risulta limitata. Le banche situate nelle zone intermedie, con colori gialli o arancioni, rappresentano casi in cui il rischio è moderato e richiede attenzione nella gestione e nella vigilanza. La distribuzione complessiva dei colori suggerisce che la maggior parte delle banche mantiene un profilo di rischio contenuto o moderato, mentre poche istituzioni si trovano in condizioni di rischio elevato. Questa visualizzazione consente non solo di identificare le banche più vulnerabili, ma anche di comprendere l'intensità delle relazioni tra rischio di credito e redditività, facilitando interventi mirati di monitoraggio e mitigazione del rischio nel sistema bancario europeo.

Conclusioni Analisi

In sintesi, il grafico di Figura 5.12 permette di identificare rapidamente quali istituti hanno condizioni più favorevoli o più rischiose in termini di qualità del portafoglio crediti e redditività, fornendo uno strumento visivo utile per la valutazione del rischio sistemico nel settore bancario. La combinazione tra l'analisi delle copule e le rappresentazioni

grafiche consente infatti di cogliere sia le dinamiche aggregate sia le posizioni specifiche dei singoli istituti. Dall'analisi complessiva emerge chiaramente che l'utilizzo delle copule per studiare le principali banche europee offre insight significativi sulla distribuzione del rischio e sulla struttura delle dipendenze tra variabili chiave come i **Bad Loans** (% **NPL**), il **ROE** e il **Beta CAPM**. La stima della Copula Gaussiana ha fornito una prima approssimazione lineare dei dati, mostrando correlazioni moderate tra le variabili, ma evidenziando allo stesso tempo un limite importante: la sottostima della concentrazione del rischio nelle code della distribuzione. In altre parole, questo modello tende a regolarizzare eccessivamente le relazioni tra le variabili, non catturando appieno gli scenari estremi che sono invece cruciali per l'analisi del rischio sistemico. Al contrario, la Vine Copula, grazie alla sua maggiore flessibilità, è riuscita a evidenziare con precisione come i NPL rappresentino il principale driver del rischio. Nei grafici di densità (Figure E1–E3), le zone più scure e compatte mostrano chiaramente gli stati più probabili del sistema bancario: ad esempio, la concentrazione osservata tra bassi NPL e ROE positivo segnala che la maggioranza delle banche mantiene una posizione di relativa solidità. Tuttavia, le code della distribuzione, particolarmente dense nelle regioni caratterizzate da alti NPL e basso ROE, indicano che un sottogruppo ristretto di istituti concentra gran parte della vulnerabilità, fungendo da potenziale canale di contagio. Analogamente, nel grafico tra Bad Loans e β_{CAPM} si osserva che le banche con portafogli deteriorati tendono a mostrare anche un'elevata sensibilità al mercato, con densità più marcate nelle aree critiche: questo implica che in situazioni di stress, i problemi di credito si riflettono immediatamente in una maggiore esposizione al rischio sistemico. Il grafico di Figura 5.12 (E4) arricchisce ulteriormente l'interpretazione, mostrando la distribuzione delle banche in base a rischio di credito (asse orizzontale) e redditività (asse verticale), con una codifica cromatica che va dal verde (rischio basso) al rosso (rischio elevato). Qui si nota chiaramente che istituzioni come *BNP Paribas*, *Crédit Agricole* o *Intesa Sanpaolo* si collocano nell'area in alto a sinistra, combinando solidità creditizia (bassi NPL) con elevata redditività, e rappresentano quindi attori relativamente stabili. All'opposto, banche come *Banca Monte dei Paschi di Siena* e *Alpha Bank* si posizionano in basso a destra, con alti livelli di NPL e ROE contenuto, risultando particolarmente fragili e potenzialmente contagiose. Le banche collocate nelle zone intermedie, contraddistinte dai colori giallo-arancio, riflettono invece profili misti, in cui un rischio moderato convive con una redditività sufficiente, ma che necessitano di monitoraggio costante (es. *Commerzbank*, *BPER*). La distribuzione complessiva dei

punti e dei colori suggerisce che la maggior parte delle banche europee si concentra in profili di rischio contenuto o moderato, mentre solo un nucleo ristretto si distingue per vulnerabilità estrema. È proprio in queste ultime aree che i contour plot della Vine Copula mostrano le densità più rilevanti, confermando la coerenza tra l'analisi aggregata delle dipendenze e la mappatura puntuale dei singoli istituti. In conclusione, l'analisi mostra chiaramente che, sebbene i modelli lineari come la Copula Gaussiana possano essere utili per una prima valutazione delle correlazioni tra variabili finanziarie, soltanto modelli flessibili come la Vine Copula consentono di comprendere appieno le dinamiche di rischio e contagio tra le banche. In particolare, emerge che la qualità del portafoglio crediti è il fattore determinante nel guidare il rischio sistemico, rafforzato dalla combinazione con bassa redditività e alta esposizione al mercato.

Capitolo 6

Analisi delle Implicazioni di Policy

L'analisi condotta nei capitoli precedenti mi ha portato a riflettere sul fatto che la misurazione del rischio sistemico non rappresenti soltanto un esercizio teorico, ma abbia un impatto diretto e concreto sul disegno delle politiche economiche e finanziarie. Tradurre concetti complessi come contagio, interconnessione e vulnerabilità in indicatori quantitativi significa infatti fornire alle autorità di vigilanza strumenti operativi per orientare le loro decisioni. È proprio questa la funzione ultima delle metodologie studiate: non limitarsi a spiegare i meccanismi di instabilità, ma contribuire a prevenirli attraverso regole e interventi mirati. La storia della finanza ha mostrato con chiarezza come le crisi non nascano mai in modo improvviso e isolato, ma siano il risultato di squilibri accumulati nel tempo e spesso trascurati. Già Minsky (1986)¹ aveva messo in evidenza come le dinamiche finanziarie interne al sistema possano alimentare instabilità endogene. Queste intuizioni sono particolarmente rilevanti in un contesto di policy, poiché mostrano che il rischio sistemico non nasce solo da shock esogeni, ma anche da meccanismi auto-rinforzanti che richiedono una regolamentazione macroprudenziale attenta e proattiva. Kindleberger (1978), nella sua celebre opera *Manias, Panics and Crashes*², mostrava come la storia economica sia costellata di episodi in cui un eccesso di leva e di fiducia nel sistema porta a crisi improvvise e devastanti. Il 2007-2008 ha rappresentato la conferma drammatica di queste intuizioni. La mancanza di strumenti capaci di intercettare segnali di fragilità nel sistema bancario e nei mercati dei derivati complessi (come i CDO) ha ritardato la risposta delle autorità di regolamentazione, amplificando l'impatto del fallimento di Lehman Brothers. Allo stesso

¹Hyman P. Minsky, *Stabilizing an Unstable Economy*, Yale University Press, 1986.

²Charles P. Kindleberger, *Manias, Panics, and Crashes: A History of Financial Crises*, Basic Books, 1978.

modo, durante la crisi del debito sovrano europeo (2010-2012), la forte interconnessione tra bilanci pubblici e bilanci bancari ha reso evidente quanto gli shock possano propagarsi attraverso meccanismi di retroazione reciproca, mettendo in discussione la stessa tenuta dell'eurozona. Infine, la pandemia da Covid-19 ha introdotto una forma inedita di rischio sistemico, in cui un fattore esogeno, di natura sanitaria, ha colpito simultaneamente domanda, offerta e mercati finanziari, rivelando la vulnerabilità di un sistema già reso fragile da anni di bassa crescita e alti livelli di indebitamento. In tutti questi casi, la lezione è chiara: la vigilanza non può limitarsi a inseguire le crisi, ma deve dotarsi di strumenti per anticiparle. Questo implica, come osservato da Borio (2014)³, un cambio di paradigma dalla regolamentazione microprudenziale, focalizzata sulla solidità delle singole istituzioni, a quella macroprudenziale, centrata sulla stabilità dell'intero sistema. In questa prospettiva, metodologie come il ΔCoVaR di Adrian e Brunnermeier (2011)⁴, i modelli copula per catturare la dipendenza in coda (Embrechts, McNeil e Straumann, 2002)⁵ e le tecniche di stress testing (Schuermann, 2014)⁶ assumono un ruolo fondamentale. Esse consentono di quantificare il contributo delle singole istituzioni al rischio complessivo, di valutare la probabilità di eventi estremi congiunti e di simulare scenari alternativi in cui gli shock si propagano attraverso le reti finanziarie (Allen e Gale, 2000⁷). Le implicazioni di policy che emergono da questi strumenti sono molteplici. In primo luogo, vi è la necessità di rafforzare i meccanismi di supervisione, integrando nei framework regolamentari indicatori di rischio sistemico che vadano oltre i tradizionali requisiti patrimoniali. In secondo luogo, occorre riconoscere che la leva finanziaria e le interconnessioni tra istituzioni rappresentano i canali più insidiosi di propagazione degli shock: come mostrato da Haldane e May (2011)⁸, sistemi troppo densamente connessi possono diventare fragili come ecosistemi naturali esposti al rischio di collasso. In terzo luogo, i buffer prudenziali introdotti da Basilea III, dal Capital Conservation Buffer al Countercyclical Buffer, devono essere visti non come meri vincoli, ma come strumenti di politica macroprudenziale dinamica, capaci di adattarsi all'evoluzione del ciclo finanziario. Negli ultimi anni, istitu-

³Claudio Borio, "The financial cycle and macroeconomics: What have we learnt?", *Journal of Banking & Finance*, 2014.

⁴Tobias Adrian & Markus K. Brunnermeier, "CoVaR", *American Economic Review*, 2011.

⁵Paul Embrechts, Alexander McNeil & Daniel Straumann, "Correlation and dependence in risk management: properties and pitfalls", in *Risk Management: Value at Risk and Beyond*, Cambridge University Press, 2002.

⁶Til Schuermann, "Stress Testing Banks", *International Journal of Forecasting*, 2014.

⁷Franklin Allen & Douglas Gale, "Financial Contagion", *Journal of Political Economy*, 2000.

⁸Andrew Haldane & Robert May, "Systemic risk in banking ecosystems", *Nature*, 2011.

zioni come la Banca Centrale Europea, la Federal Reserve e il Comitato di Basilea hanno intensificato i loro sforzi in questa direzione. Le innovazioni regolamentari introdotte dopo la crisi finanziaria globale, tra cui il leverage ratio e gli standard di liquidità LCR e NSFR, dimostrano che la stabilità non può più essere considerata un risultato "naturale" dei mercati, ma un obiettivo da perseguire attivamente. Il ruolo delle banche centrali è così cambiato radicalmente: non più soltanto garanti della stabilità monetaria, ma veri attori macroprudenziali, capaci di interventi straordinari, come dimostrato dal Pandemic Emergency Purchase Programme (PEPP) della BCE, che ha limitato il rischio di contagio finanziario nei momenti più critici della pandemia. In questo capitolo, partendo da queste riflessioni, analizzerò dunque le principali implicazioni operative dei risultati ottenuti, concentrandomi su tre direttrici fondamentali: (i) il miglioramento della supervisione e del monitoraggio del rischio sistemico; (ii) il rafforzamento dei requisiti di capitale e dei buffer anticiclici; (iii) la gestione della leva finanziaria e delle interconnessioni bancarie. Successivamente discuterò il ruolo delle banche centrali negli interventi straordinari, con particolare attenzione all'esperienza della BCE, e proporrò alcune prospettive di ricerca futura. Convinto che l'analisi del rischio sistemico debba rimanere un processo dinamico e adattivo, sottolineerò come l'evoluzione dei mercati finanziari, caratterizzati oggi da innovazioni tecnologiche, crescente ruolo delle istituzioni non bancarie e globalizzazione delle esposizioni, richieda un costante aggiornamento degli strumenti analitici e regolamentari, affinché la stabilità rimanga un obiettivo raggiungibile anche in un contesto di continua trasformazione.

6.1 Miglioramento della Supervisione e del Monitoraggio

Uno dei principali limiti emersi nel funzionamento della vigilanza macroprudenziale riguarda il ritardo con cui le autorità sono riuscite a individuare e interpretare i segnali di instabilità. La crisi finanziaria del 2007-2008 rappresenta un caso esemplare: l'incapacità di riconoscere per tempo le fragilità accumulate nei mercati dei mutui subprime e nei prodotti strutturati ad elevata complessità ha ritardato l'intervento regolamentare, amplificando il contagio e trasformando un problema circoscritto in una crisi sistemica globale⁹. Analogo ritardo si è osservato nella crisi del debito sovrano europeo, quando le autorità hanno tardato a cogliere la natura sistemica del legame tra finanza pubblica e settore bancario¹⁰. Questi episodi dimostrano come una vigilanza reattiva, basata su segnali ex post, sia strutturalmente inadeguata in un contesto caratterizzato da interconnessioni complesse e propagazione non lineare degli shock. Da qui deriva l'esigenza di rafforzare gli strumenti di supervisione e monitoraggio, spostando l'attenzione da un approccio microprudenziale – centrato sulla solidità dei singoli bilanci – a uno macroprudenziale, in grado di cogliere le interdipendenze e i rischi collettivi¹¹. In questo senso, misure come il ΔCoVaR ¹² o gli indici di dipendenza di coda stimati con modelli copula¹³ offrono un progresso significativo. Esse permettono di stimare il contributo di ciascuna istituzione al rischio complessivo, individuando i cosiddetti *hot spots* del sistema. Oltre agli strumenti già consolidati in letteratura, credo sia necessario guardare con attenzione alle potenzialità delle nuove tecnologie. I modelli predittivi basati sul *machine learning* e sulle reti neurali possono infatti fornire un supporto prezioso per identificare pattern nascosti e segnali precoci di stress nei mercati finanziari¹⁴. Sebbene tali strumenti presentino ancora limiti in termini di interpretabilità e robustezza, la loro integrazione con i metodi econometrici

⁹Cfr. Gorton, G. & Metrick, A. (2012), *Getting Up to Speed on the Financial Crisis: A One-Weekend-Reader's Guide*, Journal of Economic Literature.

¹⁰Cfr. Acharya, V., Drechsler, I. & Schnabl, P. (2014), *A Pyrrhic Victory? Bank Bailouts and Sovereign Credit Risk*, Journal of Finance.

¹¹Cfr. Borio, C. (2011), *Implementing a Macroprudential Framework: Blending Boldness and Realism*, Capitalism and Society.

¹²Cfr. Adrian, T. & Brunnermeier, M. (2011), *CoVaR*, American Economic Review.

¹³Cfr. Embrechts, P., McNeil, A. & Straumann, D. (2002), *Correlation and Dependence in Risk Management: Properties and Pitfalls*, in Risk Management: Value at Risk and Beyond, Cambridge University Press.

¹⁴Cfr. Bussmann, N., Giudici, P., Marinelli, D. & Papenbrock, J. (2020), *Explainable AI in FinTech Risk Management*, Frontiers in Artificial Intelligence.

tradizionali può dar vita a un sistema di vigilanza più dinamico, capace di adattarsi a un ambiente in continua trasformazione. Un ulteriore fronte di sviluppo riguarda la trasparenza e la qualità dei dati. Tecnologie come la blockchain e i registri distribuiti (DLT)¹⁵ offrono la possibilità di rafforzare la tracciabilità delle operazioni, riducendo le asimmetrie informative e i rischi di manipolazione contabile. Diversi studi¹⁶ hanno sottolineato come l'adozione di questi strumenti possa semplificare l'attività di monitoraggio, rendendo più immediata la verifica delle esposizioni e aumentando l'affidabilità dei flussi informativi. In un contesto in cui la rapidità di intervento è cruciale, disporre di dati trasparenti e in tempo reale può rappresentare un vantaggio determinante. In conclusione, il miglioramento della supervisione e del monitoraggio non deve essere inteso come un obiettivo astratto, ma come una necessità concreta derivante dall'esperienza delle crisi passate e dalle trasformazioni in corso nei mercati globali. Combinare strumenti di misurazione avanzata, come il ΔCoVaR , gli indici di tail dependence e le simulazioni di stress, con le nuove tecnologie di analisi predittiva e di tracciabilità significa dotare la vigilanza macroprudenziale di strumenti capaci non solo di reagire alle crisi, ma soprattutto di prevenirle.

6.1.1 Ruolo dei Buffer Anticiclici e Sistemici

Nel corso della mia analisi ho compreso che i buffer anticiclici e sistemici rappresentano uno degli strumenti più concreti e tangibili attraverso cui la regolamentazione cerca di mitigare il rischio sistemico. La loro importanza risiede non soltanto nella capacità di rafforzare la solidità delle singole banche, ma soprattutto nel contribuire alla stabilità complessiva del sistema finanziario. Come osservato dal Comitato di Basilea (BIS, 2011)¹⁷, i buffer sono concepiti per attenuare l'intrinseca prociclicità del credito e per ridurre l'impatto delle istituzioni a maggiore rilevanza sistemica. Il buffer anticiclico, introdotto con Basilea III, nasce con l'obiettivo di accumulare capitale aggiuntivo nelle fasi di espansione economica, quando il credito cresce rapidamente e genera potenziali squilibri. L'idea alla base di questo strumento si ispira al principio di stabilizzazione macroprudenziale già discusso da Borio e Lowe (2002)¹⁸, secondo cui la prevenzione delle crisi passa attraverso l'accumulo

¹⁵DLT = *Distributed Ledger Technology*, ovvero sistemi di registri digitali condivisi e decentralizzati.

¹⁶Cfr. Catalini, C. & Gans, J. (2016), *Some Simple Economics of the Blockchain*, MIT Sloan Research Paper; Yermack, D. (2017), *Corporate Governance and Blockchains*, Review of Finance.

¹⁷Bank for International Settlements (BIS), *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems*, 2011.

¹⁸Claudio Borio & Philip Lowe, "Asset prices, financial and monetary stability: exploring the nexus", *BIS Working Papers*, 2002.

di margini di sicurezza nei periodi “tranquilli”. In pratica, obbligare le banche a detenere capitale supplementare nei momenti di crescita consente di disporre di una riserva che può essere utilizzata nei momenti di contrazione, attenuando la ciclicità del credito. Questo meccanismo, come sottolineato da Drehmann, Borio e Tsatsaronis (2011)¹⁹, riduce il tipico effetto prociclico del sistema bancario: in assenza di vincoli, le banche tendono a espandere l’offerta di credito nei periodi di euforia e a restringerla bruscamente durante le crisi, amplificando così le oscillazioni del ciclo economico e finanziario. Accanto al buffer anticiclico si collocano i buffer sistemici, che includono sia quello per le banche di rilevanza sistemica globale (G-SIBs) sia quello per le banche di rilevanza sistemica domestica (D-SIBs). Questi strumenti sono stati introdotti con l’obiettivo di internalizzare l’impatto potenzialmente devastante che la crisi di un’istituzione molto grande o fortemente interconnessa potrebbe avere sul sistema (BCBS, 2013)²⁰. La logica sottostante è coerente con gli studi di Acharya (2010)²¹ e Brunnermeier et al. (2009)²², che hanno mostrato come il fallimento di una grande banca non rappresenti un evento isolato, ma un fattore di propagazione in grado di generare effetti domino a livello nazionale o globale. In questo senso, chiedere alle G-SIBs e alle D-SIBs di detenere capitale addizionale è una misura di precauzione fondata sulla rilevanza sistemica: non tutte le istituzioni sono uguali e il loro peso nella rete finanziaria deve riflettersi in requisiti patrimoniali differenziati. Inoltre, l’adozione dei buffer sistemici risponde anche a un’esigenza di equità regolamentare: se le grandi banche beneficiano implicitamente di un “too big to fail” che riduce i loro costi di finanziamento, è giustificato che esse siano soggette a vincoli patrimoniali più stringenti per compensare il rischio collettivo che generano. In sintesi, considero i buffer come una sorta di “assicurazione preventiva”: non eliminano il rischio sistemico, ma lo rendono più gestibile e meno distruttivo. La letteratura empirica (Cerutti, Claessens e Laeven, 2017)²³ mostra come l’applicazione del buffer anticiclico abbia contribuito in diversi Paesi a limitare la crescita eccessiva del credito, senza ostacolare in modo significativo la ripresa economica. Tuttavia, la mia impressione è che il loro utilizzo resti ancora troppo prudente

¹⁹Mathias Drehmann, Claudio Borio & Kostas Tsatsaronis, “Anchoring countercyclical capital buffers: the role of credit aggregates”, *International Journal of Central Banking*, 2011.

²⁰Basel Committee on Banking Supervision (BCBS), *Global systemically important banks: updated assessment methodology and the higher loss absorbency requirement*, 2013.

²¹Viral V. Acharya, “A theory of systemic risk and design of prudential bank regulation”, *Journal of Financial Stability*, 2010.

²²Markus K. Brunnermeier, Andrew Crockett, Charles Goodhart, Avinash Persaud & Hyun Shin, *The Fundamental Principles of Financial Regulation*, Geneva Reports on the World Economy, 2009.

²³Eugenio Cerutti, Stijn Claessens & Luc Laeven, “The use and effectiveness of macroprudential policies: New evidence”, *Journal of Financial Stability*, 2017.

e poco uniforme a livello internazionale, con differenze rilevanti tra aree giurisdizionali. Ciò riflette non solo divergenze nelle priorità delle autorità di vigilanza, ma anche difficoltà tecniche nella calibrazione ottimale dei buffer. Nonostante questi limiti, la logica che li ispira va esattamente nella direzione di una maggiore stabilità macro-finanziaria: spostare la regolamentazione da una prospettiva puramente reattiva a una visione preventiva, in cui i periodi di crescita vengano utilizzati per costruire margini di sicurezza in grado di assorbire gli shock futuri. In un sistema finanziario sempre più interconnesso e globale, i buffer anticiclici e sistemici rappresentano dunque uno strumento indispensabile di politica macroprudenziale, destinato a giocare un ruolo sempre più centrale nelle strategie di regolamentazione e supervisione internazionale.

6.1.2 Gestione della Leva Finanziaria e dell'Interconnessione Bancaria

Un altro punto centrale nello studio del rischio sistemico riguarda la leva finanziaria e le interconnessioni tra banche. L'esperienza delle grandi crisi finanziarie ha dimostrato come livelli eccessivi di leva possano generare vulnerabilità profonde, spesso sottovalutate quando i bilanci appaiono solidi. Come evidenziato da Adrian e Shin (2010)²⁴, la leva non è soltanto una misura contabile, ma un meccanismo prociclico che amplifica sia le fasi di espansione sia quelle di contrazione. Durante i periodi di boom, le banche tendono ad aumentare l'indebitamento, riducendo i margini di sicurezza; nelle fasi di crisi, la necessità di ridurre rapidamente la leva innesca vendite forzate che amplificano le turbolenze dei mercati. Uno dei principi che ritengo fondamentali è che una banca non possa essere considerata sicura soltanto perché investe in attivi apparentemente poco rischiosi: se il suo livello di indebitamento è troppo elevato, anche shock di modesta entità possono trasformarsi in perdite insostenibili. La crisi dei mutui subprime ha reso evidente questa dinamica: istituzioni con esposizioni concentrate in titoli classificati come investment grade si sono trovate rapidamente insolventi a causa dell'eccessiva leva, che ha moltiplicato l'impatto delle perdite (Brunnermeier, 2009)²⁵. La gestione della leva va letta sempre in combinazione con il grado di interconnessione del sistema. Una banca altamente in-

²⁴Tobias Adrian & Hyun Song Shin, "Liquidity and leverage", *Journal of Financial Intermediation*, 2010.

²⁵Markus K. Brunnermeier, "Deciphering the liquidity and credit crunch 2007–2008", *Journal of Economic Perspectives*, 2009.

debitata, se anche molto collegata ad altre attraverso il mercato interbancario o tramite esposizioni comuni a determinati asset, diventa un canale di contagio estremamente pericoloso. Allen e Gale (2000)²⁶ hanno mostrato come le reti finanziarie possano fungere da meccanismo di assicurazione reciproca in tempi normali, ma trasformarsi in veicoli di contagio quando uno shock colpisce un nodo centrale della rete. In questa prospettiva, il problema non risiede soltanto nei livelli di leva individuali, ma nella possibilità che tali livelli si combinino con interconnessioni dense, generando effetti domino. Proprio per rispondere a questa esigenza, la regolamentazione ha introdotto strumenti come il *leverage ratio*, un indicatore semplice che impone un limite minimo al capitale rispetto all'attivo complessivo, indipendentemente dalla ponderazione per il rischio. Si tratta di un approccio che potremmo definire “rozzo” ma essenziale: serve come rete di sicurezza di base, riducendo la possibilità che le banche utilizzino modelli interni troppo ottimistici nella valutazione dei rischi. L'obiettivo è garantire un livello minimo di capitale in grado di assorbire perdite inattese, a prescindere dalla composizione degli attivi. Riflettendo sulla mia ricerca, mi sono convinto che la vera sfida non sia soltanto misurare i livelli di leva, ma comprenderne l'interazione con la rete di rapporti interbancari. Un sistema può anche tollerare singoli intermediari con elevata leva se questi restano isolati, ma diventa molto più fragile quando tali attori risultano strettamente intrecciati al resto del sistema. Da questo punto di vista, modelli che integrano analisi di rete e strumenti di dipendenza statistica, come le copule, forniscono un quadro più realistico delle vulnerabilità. La combinazione tra network analysis e indicatori di leva consente infatti di individuare i nodi critici del sistema, cioè quelle banche che, per dimensione e interconnessione, rappresentano potenziali epicentri di contagio. In conclusione, ritengo che la combinazione tra eccessiva leva e forte interconnessione costituisca la “miccia” più pericolosa per il rischio sistemico. La regolamentazione ha fatto progressi nel contenerla, ma resta essenziale monitorare la leva con strumenti più avanzati, in grado di cogliere sia l'aspetto quantitativo sia quello qualitativo delle interconnessioni. Solo così si possono prevenire crisi in cui pochi attori indebitati trascinino l'intero sistema finanziario.

²⁶Franklin Allen & Douglas Gale, “Financial contagion”, *Journal of Political Economy*, 2000.

6.1.3 Il Ruolo della BCE e del PEPP nella Mitigazione del Contagio

Un caso particolarmente significativo che ho analizzato è quello della pandemia da Covid-19, durante la quale il ruolo della Banca Centrale Europea è stato decisivo per contenere il rischio di contagio finanziario. A mio avviso, il programma straordinario PEPP (Pandemic Emergency Purchase Programme) ha rappresentato un intervento di natura quasi “salvifica” per la stabilità dell’Eurozona. Quando la crisi sanitaria ha colpito nel 2020, i mercati hanno reagito con forti tensioni: gli spread sui titoli sovrani di diversi Paesi periferici sono aumentati in modo rapido, riaccendendo lo spettro della frammentazione finanziaria. In quel contesto, le banche fortemente esposte ai titoli di Stato domestici rischiavano di trovarsi in grande difficoltà, alimentando il cosiddetto *sovereign-bank nexus*. Personalmente interpreto questo fenomeno come un circolo vizioso: l’aumento del rischio sovrano indebolisce le banche, e le difficoltà bancarie a loro volta peggiorano la percezione del rischio sovrano. Con il PEPP, la BCE ha deciso di acquistare massicciamente titoli di Stato e altre attività finanziarie, intervenendo in maniera flessibile sia in termini di tempistica sia di composizione degli acquisti. Questo ha avuto due effetti principali che ritengo cruciali: da un lato, ha calmato le tensioni di mercato riducendo gli spread, dall’altro ha inviato un forte segnale di impegno a mantenere la coesione finanziaria dell’Eurozona. Nella mia valutazione, il PEPP ha mostrato come una politica monetaria decisa e innovativa possa funzionare anche come strumento macroprudenziale. Non si è trattato soltanto di sostenere l’economia in senso ampio, ma anche di spezzare i meccanismi di contagio che stavano nascendo tra banche e debiti sovrani. Questo episodio mi ha convinto che la BCE non sia più soltanto un attore di politica monetaria “tradizionale”, ma anche un pilastro della stabilità sistemica europea. Le implicazioni di questa esperienza sono molteplici: da un lato rafforzano l’idea che le banche centrali abbiano un ruolo imprescindibile nel contenere i rischi sistemici; dall’altro pongono interrogativi sul futuro, perché non è detto che strumenti straordinari come il PEPP possano essere utilizzati in ogni circostanza. Tuttavia, resta chiaro che senza quell’intervento la pandemia avrebbe avuto effetti molto più destabilizzanti sui mercati finanziari e sulla stabilità dell’Eurozona. Le attuali regolamentazioni, basate sui framework di Basilea III, potrebbero essere affinate includendo penalizzazioni per gli istituti con un elevato contributo al rischio sistemico.

Questo potrebbe essere ottenuto attraverso l'introduzione di un addizionale di capitale proporzionato al rischio sistemico misurato, incentivando le istituzioni a ridurre le proprie esposizioni rischiose e a rafforzare la propria stabilità finanziaria. Le esperienze passate suggeriscono che un rafforzamento dei requisiti patrimoniali possa migliorare la stabilità finanziaria complessiva. Tuttavia, è fondamentale bilanciare la solidità del sistema con la necessità di garantire un'adeguata liquidità per supportare la crescita economica. I regolatori potrebbero inoltre considerare l'introduzione di indicatori avanzati che tengano conto delle interconnessioni tra istituzioni finanziarie. Ad esempio, la misurazione dell'indice di centralità di una banca nel network finanziario, come ampiamente discusso nel capitolo 2 e condotto analisi empiriche nel capitolo 4, potrebbe fornire un'indicazione chiara del suo impatto sul sistema nel caso di insolvenza.

6.2 Soluzioni e Prospettive di Ricerca Futura

Ripensando ai risultati della mia analisi, mi sono convinto che il tema del rischio sistemico non possa essere affrontato con un approccio statico o basato esclusivamente sugli strumenti che abbiamo ereditato dal passato. Il sistema finanziario evolve continuamente, cambia la natura delle istituzioni che lo compongono, si globalizza e diventa sempre più interconnesso. Per questa ragione, credo che le soluzioni e le prospettive di ricerca futura debbano essere improntate all'innovazione, alla capacità di anticipare le crisi e non soltanto di reagire ad esse. Un primo punto cruciale riguarda la disponibilità di dati ad alta frequenza. Le crisi recenti hanno mostrato come gli shock possano propagarsi con una rapidità estrema: bastano poche ore di panico nei mercati per innescare una spirale di contagio. In questo contesto, affidarsi esclusivamente a statistiche mensili o trimestrali significa operare con informazioni ormai superate. Al contrario, l'analisi dei flussi di transazioni quasi in tempo reale, resa possibile dalla digitalizzazione dei mercati, offre strumenti più tempestivi e accurati per individuare anomalie nei movimenti di capitale o negli scambi interbancari, rappresentando una delle sfide principali per la vigilanza macroprudenziale. Accanto alla disponibilità di nuovi dati, un ruolo sempre più rilevante è svolto dalle metodologie di *big data analytics* e *intelligenza artificiale*. Gli algoritmi di *machine learning*, in particolare, permettono di catturare relazioni non lineari e schemi complessi che sfuggono ai modelli parametrici tradizionali. Nell'ambito del *supervised*

learning, tecniche come le *random forest* e i metodi di *boosting* possono essere utilizzate per stimare il contributo sistemico delle singole banche sulla base di un ampio insieme di variabili patrimoniali, di mercato e macroeconomiche. Le reti neurali profonde, se applicate con cautela, hanno il potenziale per individuare configurazioni di rischio latenti nei dati storici e fornire stime più robuste in condizioni di stress. Allo stesso tempo, approcci di *unsupervised learning*, come il *clustering*, possono aiutare a identificare gruppi di istituzioni con profili di rischio simili o a rilevare anomalie che fungano da campanelli d'allarme per future instabilità. In prospettiva, anche il *reinforcement learning* merita attenzione: simulando scenari alternativi e valutando l'efficacia di politiche macroprudenziali, potrebbe fornire un supporto innovativo alle autorità di vigilanza. Naturalmente, questi strumenti non sono privi di limiti. I modelli di machine learning richiedono grandi quantità di dati, presentano rischi di *overfitting* e possono risultare opachi nelle loro logiche decisionali. Tuttavia, se integrati con misure consolidate come il ΔCoVaR o i modelli copula, possono arricchire il quadro analitico, offrendo una visione multilivello delle vulnerabilità del sistema finanziario e migliorando la capacità predittiva delle analisi.

Accanto a questi sviluppi, ritengo centrale anche l'esplorazione del potenziale offerto dalla tecnologia *blockchain*. Sebbene spesso associata alle criptovalute, la sua utilità per la stabilità finanziaria è più ampia: una registrazione distribuita, sicura e immutabile delle transazioni ridurrebbe l'opacità di alcuni segmenti del mercato, aumentando la trasparenza e fornendo alle autorità dati più affidabili e verificabili. Integrata in un quadro regolamentare coerente, la blockchain potrebbe quindi diventare uno strumento prezioso per limitare i rischi nascosti. Un ulteriore filone di ricerca promettente riguarda la teoria delle reti complesse applicata alla finanza. Considerare i mercati come sistemi complessi consente di analizzare le interconnessioni bancarie e non bancarie in termini di nodi e archi, evidenziando la centralità di alcune istituzioni, la fragilità di legami asimmetrici e le dinamiche di propagazione degli shock. Questo approccio sposta l'attenzione dal "singolo colpevole" alla struttura complessiva del sistema, permettendo di comprendere meglio le condizioni che rendono una crisi più o meno probabile. Tutte queste prospettive, pur differenti, condividono un tratto comune: la necessità di collaborazione. Nessun attore può affrontare da solo la sfida del rischio sistemico. Le banche dispongono di dati preziosi ma spesso non accessibili; le autorità hanno la forza regolatoria ma talvolta mancano di flessibilità; i ricercatori sviluppano idee innovative ma necessitano di strumenti concreti

per testarle. Solo attraverso una cooperazione tra mondo accademico, regolatori e operatori di mercato sarà possibile costruire metodologie realmente efficaci e applicabili su larga scala. In conclusione, sono convinto che il futuro della regolamentazione finanziaria e della ricerca sul rischio sistemico dipenderà dalla capacità di creare un framework dinamico e adattivo, in grado di evolvere di pari passo con i mercati. Non esistono soluzioni definitive: ogni crisi rivela nuovi punti di vulnerabilità inaspettati. Ma se sapremo integrare dati ad alta frequenza, tecniche avanzate di analisi, nuove tecnologie e un approccio interdisciplinare, avremo maggiori possibilità di trasformare le lezioni del passato in politiche efficaci per il futuro. La vera sfida non è semplicemente “prevedere” il rischio sistemico, ma costruire le condizioni per renderlo meno distruttivo quando, inevitabilmente, si manifesterà.

6.2.1 Estensione dell’Analisi a Istituzioni non Bancarie

Nel corso della mia ricerca ho capito che concentrarsi esclusivamente sulle banche, seppur rilevanti e centrali nel sistema finanziario, rischia di restituire una fotografia incompleta del rischio sistemico. Le istituzioni non bancarie, in particolare fondi di investimento, compagnie di assicurazione e fondi pensione, hanno assunto negli ultimi decenni un peso crescente e oggi rappresentano attori chiave nei mercati finanziari internazionali. Ignorarne il ruolo significherebbe trascurare un’importante fonte di vulnerabilità e di potenziale contagio. Prendendo ad esempio i fondi di investimento, il loro modello operativo può amplificare le fasi di instabilità. In condizioni normali garantiscono liquidità e diversificazione, ma nei momenti di crisi diventano possibili canali di trasmissione del rischio: i riscatti degli investitori obbligano i gestori a liquidare posizioni in modo rapido, generando vendite forzate (*fire sales*) e pressioni ribassiste sui prezzi. Questo meccanismo può avere effetti a catena, estendendo uno shock locale a più mercati contemporaneamente. In pratica, quello che per il singolo investitore è una scelta razionale di protezione, a livello aggregato si traduce in un fattore destabilizzante per l’intero sistema. Anche le compagnie di assicurazione, pur operando in un settore diverso da quello bancario, svolgono un ruolo di rilievo. Esse detengono ingenti quantità di titoli obbligazionari e sovrani: questo le rende vulnerabili agli shock sui mercati dei titoli di Stato, creando un legame diretto con la stabilità finanziaria e fiscale dei Paesi. In alcuni casi si parla infatti di *sovereign-insurance nexus*, analogo al più noto *sovereign-bank nexus*. L’equilibrio delicato tra attivi

di lungo termine e passività potenzialmente liquide può accentuare il rischio in presenza di variazioni repentine dei tassi di interesse o di crisi del debito pubblico. Lo stesso vale per i fondi pensione, investitori istituzionali di lungo periodo che hanno la funzione di garantire rendimenti stabili ai propri aderenti. Anche se in teoria la loro prospettiva temporale dovrebbe ridurre la volatilità, nella pratica essi sono esposti ai mercati globali e possono diventare veicolo di contagio, soprattutto quando seguono strategie di portafoglio simili e tendono a muoversi in maniera sincronizzata. Dal mio punto di vista, estendere l'analisi del rischio sistemico a queste istituzioni implica almeno tre conseguenze rilevanti. In primo luogo, significa riconoscere che il rischio sistemico non nasce soltanto all'interno del circuito bancario, ma può essere alimentato anche da soggetti formalmente "periferici" che però gestiscono volumi di capitale enormi. In secondo luogo, comporta la necessità di adottare metodologie di misurazione più flessibili: strumenti come il ΔCoVaR o i modelli copula devono essere adattati alle peculiarità di ciascun settore, includendo variabili specifiche come i riscatti per i fondi o i portafogli obbligazionari per le assicurazioni. Infine, implica un cambiamento di prospettiva regolamentare: le politiche macroprudenziali dovrebbero allargare lo sguardo e considerare anche istituzioni non bancarie tra i soggetti da monitorare costantemente, evitando il rischio che diventino il "nuovo anello debole" del sistema. Credo quindi che includere le istituzioni non bancarie non sia solo un arricchimento accademico della mia analisi, ma una necessità concreta per comprendere la reale architettura del sistema finanziario moderno. In un contesto sempre più interconnesso e globale, lasciare fuori questi attori significherebbe sottovalutare potenziali focolai di crisi e limitare l'efficacia delle strategie di prevenzione del rischio sistemico.

Conclusione

Il presente lavoro ha fornito un'analisi dettagliata del rischio sistemico nel settore bancario, utilizzando modelli avanzati come il CoVaR e il ΔCoVaR , insieme all'uso di modelli copula per catturare le dipendenze non lineari tra le istituzioni finanziarie. L'analisi ha rivelato che la propagazione degli shock finanziari è fortemente influenzata dalla struttura dei bilanci bancari e dalla qualità del credito, in particolare dai Non Performing Loans (NPL), che risultano essere determinanti cruciali per il rischio sistemico. In particolare, i risultati dell'analisi hanno mostrato che le banche più grandi, con una maggiore esposizione ai crediti deteriorati, sono quelle che contribuiscono in modo più significativo al contagio sistemico. La redditività presa singolarmente non è in grado di cogliere la complessità delle dinamiche di contagio che si manifestano nei periodi di stress finanziario. In effetti, la correlazione tra ROE e il rischio sistemico è risultata debole e non significativa, mentre la correlazione positiva tra NPL e il rischio sistemico è emersa come un indicatore cruciale. L'analisi delle tre principali crisi finanziarie, ovvero la crisi Subprime (2007-2010), la crisi del debito sovrano (2010-2013) e la pandemia da COVID-19 (2020-2023), ha mostrato come la natura degli shock influenzi in modo determinante la propagazione del rischio. Durante la crisi Subprime, il rischio sistemico è stato principalmente trainato dalla leva finanziaria e dalle interconnessioni tra le banche, mentre nella crisi del debito sovrano la vulnerabilità dei titoli sovrani ha giocato un ruolo fondamentale. La pandemia da COVID-19 ha avuto un impatto trasversale su tutte le banche, dimostrando come gli shock esogeni possano colpire l'intero sistema bancario, indipendentemente dalle dimensioni o dalla redditività delle singole istituzioni. Un contributo centrale del lavoro è stato la costruzione e l'implementazione di due modelli multivariati, uno statico e uno dinamico, finalizzati a spiegare i determinanti del rischio sistemico attraverso la misura del ΔCoVaR . Il modello statico, basato esclusivamente su variabili osservabili di bilancio e di mercato, ha permesso di isolare l'effetto contemporaneo delle caratteristiche strutturali

delle banche sul contributo sistemico. Nella crisi Subprime sono emerse la redditività, il rapporto prezzo/valore contabile e la capitalizzazione di mercato come fattori centrali, mentre gli NPL non erano ancora percepiti come driver significativi. Durante la crisi del Debito Sovrano, la variabile chiave è stata la percezione di mercato, riflessa nel P/B, mentre nel caso della pandemia COVID-19 è stata l'esposizione creditizia a rappresentare il principale canale di trasmissione del rischio. Il modello statico ha dunque mostrato come i determinanti del rischio sistemico cambino in base alla natura dello shock: redditività e sottovalutazione nella Subprime, percezione di mercato nel Debito Sovrano, esposizione al credito nella pandemia. Il modello dinamico ha invece introdotto una componente autoregressiva, evidenziando che gli shock hanno memoria e tendono a persistere nel tempo. Durante la crisi Subprime, la leva finanziaria e la solidità patrimoniale sono risultate i fattori più rilevanti; nella crisi del Debito Sovrano la qualità del credito e le forme complesse di leva hanno assunto centralità, insieme agli effetti legati alla dimensione; nel contesto pandemico, il ruolo determinante è stato giocato dalla liquidità e dalla solidità patrimoniale, mentre la redditività e la leva hanno perso importanza. Il modello dinamico ha confermato che la fragilità accumulata nei periodi precedenti condiziona la capacità di assorbire gli shock successivi sottolineando la natura inerziale del rischio sistemico. Nel complesso, il confronto tra i due modelli ha mostrato che lo statico consente di identificare gli effetti immediati e specifici di ciascuna crisi, mentre il dinamico coglie la persistenza del rischio e il ruolo delle variabili strutturali di bilancio (leva, capitale e liquidità).

Successivamente, l'analisi della default correlation, condotta mediante modelli copula e in particolare con la copula gaussiana, ha evidenziato come la maggior parte delle coppie bancarie presenti valori di correlazione molto elevati, spesso prossimi all'unità ($\varphi > 0.9$). Ciò implica che in scenari di stress, le probabilità di default tendono a sincronizzarsi, rafforzando i meccanismi di contagio all'interno del sistema bancario. Banche con alta capitalizzazione di mercato e una forte esposizione ai mercati finanziari internazionali, come HSBC, ING e JPMorgan, si sono rivelate essere gli hub principali del network, amplificando l'impatto sistemico. Le banche con una percentuale elevata di Non Performing Loans (NPL), come Deutsche Bank e Commerzbank, hanno mostrato una maggiore vulnerabilità e un rischio sistemico più elevato. In sintesi, l'analisi ha confermato che la gestione del rischio sistemico deve andare oltre l'analisi delle singole banche e concentrarsi sulla loro interconnessione e sulle vulnerabilità collettive del sistema. Le autorità

di regolamentazione dovrebbero adottare politiche macroprudenziali dinamiche che rispondano prontamente a crisi globali come quella causata dal COVID-19. La gestione del rischio sistemico richiede un approccio integrato, che combini misure tradizionali di capitale con strumenti avanzati per monitorare e prevenire il contagio sistemico tra le istituzioni finanziarie. L'approccio integrato, combinato con l'uso di modelli avanzati come ΔCoVaR e l'analisi delle correlazioni di default, rappresenta un passo fondamentale verso la gestione più efficace del rischio sistemico. Inoltre, l'approfondimento delle relazioni tra variabili bancarie come NPL, ROE, e la correlazione con il rischio sistemico contribuisce a rafforzare la comprensione delle dinamiche di contagio finanziario e delle vulnerabilità strutturali del sistema bancario. Questi risultati hanno implicazioni significative per la regolamentazione bancaria. È fondamentale che le autorità di vigilanza adottino un approccio macroprudenziale, mirando non solo alla stabilità delle singole istituzioni, ma anche alla stabilità complessiva del sistema finanziario. In questo senso, i buffer anticiclici e sistemici, come previsti da Basilea III, devono essere considerati strumenti dinamici, in grado di adattarsi alle condizioni del ciclo economico e di rafforzare la resilienza collettiva. L'introduzione di requisiti patrimoniali differenziati, soprattutto per le banche di rilevanza sistemica (G-SIBs e D-SIBs), può contribuire a mitigare il rischio sistemico, creando margini di sicurezza durante i periodi di espansione economica. Le politiche macroprudenziali dovrebbero includere anche la gestione della leva finanziaria, riconoscendo l'effetto amplificante delle interconnessioni bancarie. In futuro, la BCE e altre autorità dovrebbero essere pronte a implementare politiche straordinarie, ma sempre con un occhio vigile sulle vulnerabilità emergenti. Dunque, la regolamentazione deve evolversi da una prospettiva reattiva a una più proattiva e predittiva, anticipando le crisi anziché rispondere a posteriori. In definitiva, solo un approccio integrato e lungimirante potrà garantire che il sistema finanziario europeo non sia soltanto in grado di resistere alle crisi, ma anche di trasformarle in opportunità di rafforzamento e crescita.

Appendice

Ticker	MktCap	Size (mld€)	Loans (mld€)	NPL (%)	ROE (%)	Lev1	Lev2	Lev3	Risk	P/B	β -CAPM
ACA.PA	51,202.945,024	23.72	198.1	1.34	9.04	19.16	14.62	11.22	2.31	0.756	0.87
ALPHA.AT	5,455.277,056	57.14	61.6	2.36	9.23	17.7	7.52	27.73	2.74	0.668	0.84
BMPS.MI	326,806.372,352	44.46	201.9	0.93	14.48	15.6	9.97	30.33	2.72	1.201	1.57
BARC.L	44,406.648,832	36.72	92.6	3.59	13.29	18.46	8.01	10.5	2.45	73.54	0.99
BBVA.MC	75,584.421,888	11.05	66.3	4.19	16.53	17.64	7.85	25.36	2.11	1.35	1.49
BCP.IS	8,440.843,776	11.05	287.2	3.08	11.14	10.24	5.37	16.79	0.71	1.33	1.23
BIRG.IR	11,369.665,536	5.37	291.4	8.37	6.55	18.71	11.10	29.36	0.90	0.879	1.39
BKT.MC	9,328.267,264	52.24	252.1	3.89	14.27	14.47	10.03	15.23	2.75	1.587	1.10
BNP.PA	9,760.662,528	36.86	126.2	3.17	14.89	17.69	5.51	30.73	2.02	0.83	1.18
BPE.MI	90,488.250,368	43.07	74.4	5.66	12.30	18.75	7.79	21.60	0.52	0.780	1.09
BPSO.MI	10,882.979,840	3.19	221.1	1.84	15.02	11.82	14.08	38.10	0.75	0.958	0.80
CBK.DE	5,240.041,472	58.25	160.0	8.12	11.42	9.32	7.40	14.13	2.16	1.28	1.32
DANSKE.CO	27,697.582,080	50.28	80.5	1.21	11.80	10.74	6.45	20.23	0.51	1.108	0.88
DBK.DE	193,306.263,552	14.32	173.8	9.88	10.56	13.13	9.89	13.40	0.90	1.102	0.62
EBS.VI	44,641.663,024	12.55	58.6	7.84	5.33	17.82	14.86	37.74	1.87	0.596	1.25
ETE.AT	26,850.447,360	12.64	277.3	2.39	6.40	18.33	7.42	36.32	2.23	1.45	0.78
EUROB.AT	9,118.179,328	19.65	114.7	0.55	5.41	8.08	11.72	17.74	2.13	1.082	1.54
GLE.PA	9,664.777,216	32.44	215.6	8.25	13.27	14.13	12.62	29.80	1.06	1.085	1.55
GS	33,747.982,336	27.05	127.9	7.22	9.09	13.01	7.38	34.52	2.28	0.48	1.51
HSBA.L	180,343.685,120	18.89	180.0	7.43	11.61	10.67	12.28	26.66	1.09	1.711	0.97
INGA.AS	157,488.660,480	37.49	186.7	7.83	16.80	9.44	8.68	25.89	1.31	0.95	0.62
ISP.MI	56,154.607,616	10.09	96.2	1.20	8.24	12.05	11.32	17.26	2.37	1.076	1.53
JPM	85,827.010,560	18.94	292.4	3.91	10.33	19.31	11.34	12.79	2.12	1.290	1.03
JYSK.CO	691,338.215,424	23.25	243.8	1.60	14.82	11.88	10.36	36.92	2.62	2.130	1.57
KBC.BR	35,993.669,632	28.45	284.9	8.70	7.97	14.23	5.90	37.01	2.14	0.788	1.56
LLOY.L	34,723.057,664	47.54	273.7	6.42	6.00	16.44	13.35	28.99	1.92	1.546	1.45
MB.MI	44,239.912,960	13.58	199.5	3.64	8.77	12.36	8.21	20.17	0.73	1.10	0.89
NDA.FI.HE	14,860.931,072	31.83	280.5	1.10	7.10	19.66	6.87	20.48	1.42	1.00	0.99

Tabella 6.1: Indicatori bancari (dati forniti) con etichette sintetiche (ticker).

=== RISULTATI REGRESSIONE OLS ===

OLS Regression Results

Dep. Variable:	DeltaCoVaR	R-squared:	0.996
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.995
Method:	Least Squares	F-statistic:	1331.
Date:	Tue, 16 Sep 2025	Prob (F-statistic):	1.60e-26
Time:	13:02:16	Log-Likelihood:	33.801
No. Observations:	28	AIC:	-55.60
Df Residuals:	22	BIC:	-47.61
Df Model:	5		
Covariance Type:	HC3		

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	-0.3676	0.102	-3.610	0.000	-0.567	-0.168
NPL	0.2938	0.006	46.349	0.000	0.281	0.306
ROE	-0.1981	0.006	-34.780	0.000	-0.209	-0.187
Risk	0.3029	0.028	11.000	0.000	0.249	0.357
BetaCAPM	0.4668	0.070	6.689	0.000	0.330	0.604
MktCap	-0.0008	0.001	-1.314	0.189	-0.002	0.000

Omnibus:	2.349	Durbin-Watson:	1.965
Prob(Omnibus):	0.309	Jarque-Bera (JB):	1.561
Skew:	0.346	Prob(JB):	0.458
Kurtosis:	2.074	Cond. No.	1.04e+03

Notes:

- [1] Standard Errors are heteroscedasticity robust (HC3)
 [2] The condition number is large, 1.04e+03. This might indicate that there are strong multicollinearity or other numerical problems.

Ticker	Mean	Std	Min	Max	Skew	Kurt	VaR(1%)	T
ACA.PA	0.000155	0.025995	-0.168638	0.263158	0.320934	8.161726	-0.072998	4394
BAC	0.000372	0.030965	-0.289694	0.352691	0.881136	24.297567	-0.083747	4393
BARC.L	0.000112	0.030700	-0.248467	0.732422	3.214881	82.618535	-0.081386	4394
BBVA.MC	0.000083	0.022798	-0.161793	0.220271	0.274633	7.134932	-0.062939	4395
BCP.LS	-0.000432	0.029244	-0.151836	0.269162	0.509565	5.774482	-0.077788	4394
BIRG.IR	0.000135	0.043981	-0.546667	0.480000	0.753166	21.550521	-0.126214	4394
BKT.MC	0.000571	0.030981	-0.347761	0.583982	4.633530	107.422810	-0.056602	4395
BMPS.MI	-0.001799	0.036911	-0.698276	0.431373	-1.378559	43.541878	-0.100939	4394
BNP.PA	0.000235	0.024698	-0.174004	0.207732	0.395007	9.134045	-0.069653	4394
EPE.MI	0.000084	0.027725	-0.246114	0.224047	0.274668	5.773525	-0.071474	4394
BPSO.MI	0.000124	0.021292	-0.189413	0.135789	0.231936	5.493518	-0.053675	4394
CBK.DE	-0.000233	0.030611	-0.240111	0.227304	0.092043	6.884788	-0.085546	4394
DANSKE.CO	0.000155	0.020746	-0.157895	0.150000	0.071724	5.355825	-0.057852	4394
DBK.DE	-0.000067	0.026798	-0.184360	0.236702	0.356752	7.793346	-0.074247	4394
EBS.VI	0.000265	0.027374	-0.181287	0.185604	0.071070	6.695592	-0.085104	4394
ETE.AT	0.002120	0.216910	-0.933333	14.000000	61.164887	3949.529976	-0.133372	4395
EUROB.AT	-0.000866	0.051591	-0.300000	0.299387	0.189511	8.186942	-0.150563	4395
GLE.PA	0.000032	0.027995	-0.205736	0.225420	-0.012227	6.975216	-0.081552	4394
GS	0.000406	0.022786	-0.189596	0.264678	0.799561	17.765552	-0.060116	4393
HSBA.L	0.000094	0.017388	-0.187786	0.155151	0.109988	10.861170	-0.049589	4394
INGA.AS	0.000275	0.029130	-0.274839	0.292433	0.606212	15.909353	-0.084793	4395
ISP.MI	0.000150	0.025011	-0.229407	0.196762	-0.182458	7.982620	-0.075774	4394
JPM	0.000574	0.024056	-0.207274	0.250967	0.945377	18.300721	-0.064380	4393
JYSK.CO	0.000247	0.019716	-0.117727	0.178472	0.236747	5.791642	-0.054502	4394
KBC.BR	0.000377	0.031363	-0.249215	0.499066	0.875645	24.960393	-0.084251	4394
LLOY.L	0.000001	0.030496	-0.339431	0.503726	0.379340	39.107481	-0.084313	4394
MB.MI	0.000136	0.021555	-0.212166	0.165655	-0.286420	7.157056	-0.057633	4394
NDA.FI.HE	0.000214	0.021369	-0.237805	0.199226	0.139891	11.322018	-0.058731	4394
NWGL	-0.000196	0.032141	-0.665706	0.356688	-1.816736	58.416102	-0.082296	4394
SAN.MC	-0.000006	0.022866	-0.198864	0.232166	0.236195	8.7710668	-0.062151	4395
SEB.A.ST	0.000312	0.023005	-0.200000	0.261307	0.402973	14.664231	-0.066603	4394
SHB.A.ST	0.000274	0.018063	-0.120404	0.142091	0.092170	7.351744	-0.055172	4394
SWED-A.ST	0.000257	0.022880	-0.185644	0.189320	-0.065410	10.160511	-0.070888	4394
UBSG.SW	0.000039	0.023793	-0.172139	0.316614	0.607657	15.186145	-0.068642	4393
UCG.MI	-0.000003	0.030064	-0.237886	0.209331	0.130312	6.277561	-0.081101	4394

Tabella 6.2: Statistiche descrittive sui rendimenti: media, deviazione standard, estremi, asimmetria, eccesso di curtosi, VaR al 1% (coda sinistra) e numerosità.

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	Subprime	-0.064236	-0.078001	-0.013765
BAC	Subprime	-0.061885	-0.083543	-0.021658
BARC.L	Subprime	-0.063327	-0.088740	-0.025413
BBVA.MC	Subprime	-0.073674	-0.106567	-0.032893
BCPLS	Subprime	-0.061395	-0.084531	-0.023137
BIRG.IR	Subprime	-0.159271	-0.233519	-0.074247
BMPS.MI	Subprime	-0.050459	-0.076733	-0.026273
BNP.PA	Subprime	-0.064572	-0.077204	-0.012632
BPE.MI	Subprime	-0.047127	-0.062104	-0.014977
BPSO.MI	Subprime	-0.042635	-0.051220	-0.008585
BKT.MC	Subprime	-0.054758	-0.079706	-0.024949
CBK.DE	Subprime	-0.046503	-0.074477	-0.027974
DANSKE.CO	Subprime	-0.055432	-0.087781	-0.032349
DBK.DE	Subprime	-0.045833	-0.095093	-0.049260
EBS.VI	Subprime	-0.058966	-0.096366	-0.037400
ETE.AT	Subprime	-0.078317	-0.117267	-0.038949
EUROB.AT	Subprime	-0.081975	-0.113058	-0.031083
GLE.PA	Subprime	-0.070764	-0.090316	-0.019552
GS	Subprime	-0.041785	-0.057204	-0.015419
HSBA.L	Subprime	-0.036905	-0.037458	-0.000553
INGA.AS	Subprime	-0.071313	-0.094886	-0.023573
ISP.MI	Subprime	-0.065658	-0.076759	-0.011101
JPM	Subprime	-0.044616	-0.055774	-0.011158
JYSK.CO	Subprime	-0.040828	-0.072647	-0.031819
KBC.BR	Subprime	-0.065156	-0.112251	-0.047094
LLOY.L	Subprime	-0.076780	-0.137431	-0.060651
MB.MI	Subprime	-0.048037	-0.079442	-0.031405
NDA.FI.HE	Subprime	-0.049232	-0.059857	-0.010625
NWG.L	Subprime	-0.058323	-0.101331	-0.043008
SAN.MC	Subprime	-0.069101	-0.090251	-0.021150
SEB-A.ST	Subprime	-0.044750	-0.073240	-0.028490
SHB-A.ST	Subprime	-0.030306	-0.053672	-0.023366
SWED-A.ST	Subprime	-0.052605	-0.072761	-0.020156
UBSG.SW	Subprime	-0.048666	-0.066565	-0.017900
UCG.MI	Subprime	-0.067798	-0.085486	-0.017688

Tabella 6.3: Panel A — STOXX Europe 600 Banks, Crisi Subprime: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	Debito Sovrano	-0.070854	-0.076334	-0.005480
BAC	Debito Sovrano	-0.047797	-0.087343	-0.039546
BARC.L	Debito Sovrano	-0.057053	-0.065218	-0.008165
BBVA.MC	Debito Sovrano	-0.054420	-0.077427	-0.023007
BCF.LS	Debito Sovrano	-0.079672	-0.083658	-0.003986
BIRG.IR	Debito Sovrano	-0.069400	-0.095564	-0.026164
BMP.SMI	Debito Sovrano	-0.085477	-0.126664	-0.041187
BNP.PA	Debito Sovrano	-0.056470	-0.078012	-0.021542
BPE.MI	Debito Sovrano	-0.078855	-0.104482	-0.025627
BFSO.MI	Debito Sovrano	-0.058627	-0.078880	-0.020254
BKT.MC	Debito Sovrano	-0.059739	-0.073764	-0.016005
CBK.DE	Debito Sovrano	-0.064355	-0.098599	-0.034244
DANSKE.CO	Debito Sovrano	-0.045960	-0.064477	-0.034244
DBK.DE	Debito Sovrano	-0.051835	-0.065293	-0.018517
EBS.VI	Debito Sovrano	-0.068569	-0.082679	-0.013457
ETE.AT	Debito Sovrano	-0.135299	-0.183483	-0.041109
EUROB.AT	Debito Sovrano	-0.174145	-0.170402	-0.048184
GLE.PA	Debito Sovrano	-0.067711	-0.080396	0.003744
GS	Debito Sovrano	-0.040418	-0.049675	0.003744
HSBA.L	Debito Sovrano	-0.030445	-0.037405	-0.012685
INGA.AS	Debito Sovrano	-0.060455	-0.037405	-0.009257
ISP.MI	Debito Sovrano	-0.068648	-0.080126	-0.006961
JPM	Debito Sovrano	-0.042369	-0.097739	-0.019671
JYSK.CO	Debito Sovrano	-0.039011	-0.064951	-0.029091
KBC.BR	Debito Sovrano	-0.076242	-0.045813	-0.022582
LLOY.L	Debito Sovrano	-0.048618	-0.095921	-0.006802
MB.MI	Debito Sovrano	-0.067987	-0.057808	-0.019679
NDA-FI.HE	Debito Sovrano	-0.046489	-0.057219	-0.018730
NWG.L	Debito Sovrano	-0.051023	-0.068824	-0.010731
SAN.MC	Debito Sovrano	-0.046280	-0.064101	-0.017821
SEB-A.ST	Debito Sovrano	-0.039258	-0.048124	-0.008866
SHB-A.ST	Debito Sovrano	-0.039157	-0.051610	-0.012453
SWED-A.ST	Debito Sovrano	-0.035990	-0.045289	-0.009299
UBSG.SW	Debito Sovrano	-0.043405	-0.059771	-0.016366
UCG.MI	Debito Sovrano	-0.118388	-0.182008	-0.063620

Tabella 6.4: Panel A — STOXX Europe 600 Banks, Crisi del Debito Sovrano: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	COVID-19	-0.095165	-0.126023	-0.030858
BAC	COVID-19	-0.097420	-0.134377	-0.036956
BARC.L	COVID-19	-0.107197	-0.161123	-0.053926
BBVA.MC	COVID-19	-0.102303	-0.120019	-0.017715
BCPLS	COVID-19	-0.079686	-0.118130	-0.038444
BIRG.IR	COVID-19	-0.151212	-0.173024	-0.021812
BMP.S.MI	COVID-19	-0.107615	-0.133374	-0.025759
BNP.PA	COVID-19	-0.107196	-0.119947	-0.012750
BPE.MI	COVID-19	-0.089877	-0.122739	-0.032862
BPSO.MI	COVID-19	-0.071257	-0.141718	-0.070461
BKT.MC	COVID-19	-0.090475	-0.114969	-0.024494
CBK.DE	COVID-19	-0.085122	-0.135190	-0.050068
DANSKE.CO	COVID-19	-0.069052	-0.093595	-0.024543
DBK.DE	COVID-19	-0.089833	-0.123204	-0.033371
EBS.VI	COVID-19	-0.111000	-0.124842	-0.013842
ETE.AT	COVID-19	-0.175289	-0.212945	-0.037656
EUROB.AT	COVID-19	-0.134068	-0.199998	-0.065930
GLE.PA	COVID-19	-0.119855	-0.158333	-0.038478
GS	COVID-19	-0.109637	-0.158386	-0.048748
HSBA.L	COVID-19	-0.064107	-0.123748	-0.059641
INGA.AS	COVID-19	-0.093952	-0.127582	-0.033630
ISP.MI	COVID-19	-0.084771	-0.114060	-0.029289
JPM	COVID-19	-0.092610	-0.143498	-0.050888
JYSK.CO	COVID-19	-0.061781	-0.093412	-0.031631
KBC.BR	COVID-19	-0.086925	-0.156662	-0.069738
LLOY.L	COVID-19	-0.090141	-0.158830	-0.068689
MB.MI	COVID-19	-0.088506	-0.126002	-0.037496
NDA.FLHE	COVID-19	-0.074643	-0.100168	-0.025525
NWG.L	COVID-19	-0.092884	-0.110523	-0.017640
SAN.MC	COVID-19	-0.098489	-0.110661	-0.012172
SEB-A.ST	COVID-19	-0.078125	-0.094894	-0.016769
SHB-A.ST	COVID-19	-0.068344	-0.095025	-0.026681
SWED-A.ST	COVID-19	-0.067305	-0.101898	-0.034594
UBSG.SW	COVID-19	-0.066744	-0.088361	-0.021618
UCG.MI	COVID-19	-0.099325	-0.114108	-0.014783

Tabella 6.5: Panel A — STOXX Europe 600 Banks, Crisi COVID-19: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	Subprime	-0.064236	-0.079385	-0.015149
BAC	Subprime	-0.061885	-0.087488	-0.025603
BARC.L	Subprime	-0.063327	-0.094049	-0.030722
BBVA.MC	Subprime	-0.073674	-0.106492	-0.032818
BCPLS	Subprime	-0.061395	-0.086248	-0.024854
BIRG.IR	Subprime	-0.159271	-0.254295	-0.095024
BMP.S.MI	Subprime	-0.050459	-0.089563	-0.019104
BNP.PA	Subprime	-0.064572	-0.080153	-0.015582
BPE.MI	Subprime	-0.047127	-0.065985	-0.018858
BPSO.MI	Subprime	-0.042635	-0.064624	-0.011990
BKT.MC	Subprime	-0.054758	-0.080759	-0.026002
CBK.DE	Subprime	-0.046503	-0.072557	-0.026055
DANSKE.CO	Subprime	-0.055432	-0.076681	-0.021250
DBK.DE	Subprime	-0.045833	-0.097701	-0.051869
EBS.VI	Subprime	-0.058966	-0.089387	-0.030421
ETE.AT	Subprime	-0.078317	-0.121360	-0.043042
EUROB.AT	Subprime	-0.081975	-0.113566	-0.031591
GLE.PA	Subprime	-0.070764	-0.085487	-0.014723
GS	Subprime	-0.041785	-0.060285	-0.018500
HSBA.L	Subprime	-0.036905	-0.038775	-0.001870
INGA.AS	Subprime	-0.071313	-0.093147	-0.021834
ISP.MI	Subprime	-0.065658	-0.081579	-0.015921
JPM	Subprime	-0.040828	-0.056940	-0.012325
JYSK.CO	Subprime	-0.065156	-0.077557	-0.036729
KBC.BR	Subprime	-0.076780	-0.099094	-0.033938
LLOY.L	Subprime	-0.065156	-0.146306	-0.069526
MB.MI	Subprime	-0.048037	-0.085351	-0.037315
NDA.FI.HE	Subprime	-0.049232	-0.059136	-0.009904
NWG.L	Subprime	-0.058323	-0.114095	-0.055771
SAN.MC	Subprime	-0.069101	-0.093883	-0.024782
SEB-A.ST	Subprime	-0.044750	-0.075348	-0.030597
SHB-A.ST	Subprime	-0.030306	-0.053129	-0.022822
SWED-A.ST	Subprime	-0.052605	-0.072622	-0.020017
UBSG.SW	Subprime	-0.048666	-0.071270	-0.022605
UCG.MI	Subprime	-0.067798	-0.082038	-0.014240

Tabella 6.6: Panel B — EURO STOXX Banks, Crisi Subprime: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	Debito Sovrano	-0.070854	-0.080403	-0.009549
BAC	Debito Sovrano	-0.047797	-0.095165	-0.047368
BARC.L	Debito Sovrano	-0.057053	-0.070910	-0.013857
BBVA.MC	Debito Sovrano	-0.054420	-0.077833	-0.023414
BCF.LS	Debito Sovrano	-0.079672	-0.086113	-0.006441
BIRG.IR	Debito Sovrano	-0.069400	-0.110893	-0.041493
BMP.SMI	Debito Sovrano	-0.085477	-0.139085	-0.053608
BNP.PA	Debito Sovrano	-0.056470	-0.086662	-0.030192
BPE.MI	Debito Sovrano	-0.078855	-0.098702	-0.019847
BFSO.MI	Debito Sovrano	-0.058627	-0.076432	-0.017805
BKT.MC	Debito Sovrano	-0.059739	-0.076025	-0.016266
CBK.DE	Debito Sovrano	-0.064355	-0.104919	-0.040564
DANSKE.CO	Debito Sovrano	-0.045960	-0.074597	-0.028637
DBK.DE	Debito Sovrano	-0.051835	-0.074427	-0.022592
EBS.VI	Debito Sovrano	-0.068569	-0.080038	-0.011469
ETE.AT	Debito Sovrano	-0.135299	-0.195926	-0.060628
EUROB.AT	Debito Sovrano	-0.174145	-0.188569	-0.014424
GLE.PA	Debito Sovrano	-0.067711	-0.088230	-0.020520
GS	Debito Sovrano	-0.040418	-0.053603	-0.013185
HSBA.L	Debito Sovrano	-0.030445	-0.040560	-0.010115
INGA.AS	Debito Sovrano	-0.060455	-0.087856	-0.027401
ISP.MI	Debito Sovrano	-0.068648	-0.100036	-0.031388
JPM	Debito Sovrano	-0.042369	-0.056428	-0.014059
JYSK.CO	Debito Sovrano	-0.039011	-0.049716	-0.010706
KBC.BR	Debito Sovrano	-0.076242	-0.106469	-0.030227
LLOY.L	Debito Sovrano	-0.048618	-0.067001	-0.018383
MB.MI	Debito Sovrano	-0.067987	-0.087806	-0.019819
NDA-FI.HE	Debito Sovrano	-0.046489	-0.063091	-0.016602
NWG.L	Debito Sovrano	-0.051023	-0.074737	-0.023714
SAN.MC	Debito Sovrano	-0.046280	-0.067705	-0.021426
SEB-A.ST	Debito Sovrano	-0.039258	-0.052636	-0.013378
SHB-A.ST	Debito Sovrano	-0.039157	-0.053168	-0.014011
SWED-A.ST	Debito Sovrano	-0.035990	-0.044252	-0.008262
UBSG.SW	Debito Sovrano	-0.043405	-0.071942	-0.028537
UCG.MI	Debito Sovrano	-0.118388	-0.181996	-0.063607

Tabella 6.7: Panel B — EURO STOXX Banks, Crisi del Debito Sovrano: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	COVID-19	-0.095165	-0.121893	-0.026728
BAC	COVID-19	-0.097420	-0.134618	-0.037198
BARC.L	COVID-19	-0.107197	-0.140826	-0.033628
BVA.MC	COVID-19	-0.102303	-0.119976	-0.017673
BCPLS	COVID-19	-0.079686	-0.115675	-0.035989
BRG.IR	COVID-19	-0.151212	-0.169694	-0.018482
BMP.S.MI	COVID-19	-0.107615	-0.124302	-0.016687
BNP.PA	COVID-19	-0.107196	-0.141671	-0.034475
BPE.MI	COVID-19	-0.089877	-0.120129	-0.030252
BPSO.MI	COVID-19	-0.071257	-0.132796	-0.061539
BKT.MC	COVID-19	-0.090475	-0.114304	-0.023829
CBK.DE	COVID-19	-0.085122	-0.131089	-0.045967
DANSKE.CO	COVID-19	-0.069052	-0.092701	-0.023649
DBK.DE	COVID-19	-0.089833	-0.114660	-0.024827
EBS.VI	COVID-19	-0.111000	-0.123970	-0.012969
ETE.AT	COVID-19	-0.175289	-0.232056	-0.056766
EUROB.AT	COVID-19	-0.134068	-0.188180	-0.054112
GLE.PA	COVID-19	-0.119855	-0.142042	-0.022187
GS	COVID-19	-0.109637	-0.154043	-0.044406
HSBA.L	COVID-19	-0.064107	-0.129669	-0.065562
INGA.AS	COVID-19	-0.093952	-0.146882	-0.052930
ISP.MI	COVID-19	-0.084771	-0.113849	-0.029078
JPM	COVID-19	-0.092610	-0.148011	-0.055401
JYSK.CO	COVID-19	-0.061781	-0.090185	-0.037403
KBC.BR	COVID-19	-0.086925	-0.09185	-0.070986
LLOY.L	COVID-19	-0.090141	-0.157911	-0.066980
MB.MI	COVID-19	-0.088506	-0.157121	-0.029335
NDA.FLHE	COVID-19	-0.074643	-0.117841	-0.030301
NWG.L	COVID-19	-0.092884	-0.110494	-0.017394
SAN.MC	COVID-19	-0.098489	-0.110478	-0.007210
SEB-A.ST	COVID-19	-0.078125	-0.105699	-0.015795
SEB-A.ST	COVID-19	-0.068344	-0.093920	-0.020973
SWED-A.ST	COVID-19	-0.067305	-0.089318	-0.030005
UBSG.SW	COVID-19	-0.066744	-0.097310	-0.015901
UCG.MI	COVID-19	-0.099325	-0.082645	-0.015520
UCG.MI	COVID-19	-0.099325	-0.114845	-0.015520

Tabella 6.8: Panel B — EURO STOXX Banks, Crisi COVID-19: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	Subprime	-0.064236	-0.078001	-0.013765
BAC	Subprime	-0.061885	-0.083543	-0.021658
BARC.L	Subprime	-0.063327	-0.088740	-0.025413
BBVA.MC	Subprime	-0.073674	-0.106567	-0.032893
BCPLS	Subprime	-0.061395	-0.084531	-0.023137
BIRG.IR	Subprime	-0.159271	-0.233519	-0.074247
BMPS.MI	Subprime	-0.050459	-0.076733	-0.026273
BNP.PA	Subprime	-0.064572	-0.077204	-0.012632
BPE.MI	Subprime	-0.047127	-0.062104	-0.014977
BPSO.MI	Subprime	-0.042635	-0.051220	-0.008585
BKT.MC	Subprime	-0.054758	-0.079706	-0.024949
CBK.DE	Subprime	-0.046503	-0.074477	-0.027974
DANSKE.CO	Subprime	-0.055432	-0.087781	-0.032349
DBK.DE	Subprime	-0.045833	-0.095093	-0.049260
EBS.VI	Subprime	-0.058966	-0.096366	-0.037400
ETE.AT	Subprime	-0.078317	-0.117267	-0.038949
EUROB.AT	Subprime	-0.081975	-0.113058	-0.031083
GLE.PA	Subprime	-0.070764	-0.090316	-0.019552
GS	Subprime	-0.041785	-0.057204	-0.015419
HSBA.L	Subprime	-0.036905	-0.037458	-0.000553
INGA.AS	Subprime	-0.071313	-0.094886	-0.023573
ISP.MI	Subprime	-0.065658	-0.076759	-0.011101
JPM	Subprime	-0.044616	-0.055774	-0.011158
JYSK.CO	Subprime	-0.040828	-0.072647	-0.031819
KBC.BR	Subprime	-0.065156	-0.112251	-0.047094
LLOY.L	Subprime	-0.076780	-0.137431	-0.060651
MB.MI	Subprime	-0.048037	-0.079442	-0.031405
NDA.FI.HE	Subprime	-0.049232	-0.059857	-0.010625
NWG.L	Subprime	-0.058323	-0.101331	-0.043008
SAN.MC	Subprime	-0.069101	-0.090251	-0.021150
SEB-A.ST	Subprime	-0.044750	-0.073240	-0.028490
SHB-A.ST	Subprime	-0.030306	-0.053672	-0.023366
SWED-A.ST	Subprime	-0.052605	-0.072761	-0.020156
UBSG.SW	Subprime	-0.048666	-0.066565	-0.017900
UCG.MI	Subprime	-0.067798	-0.085486	-0.017688

Tabella 6.9: Panel C — Equal Weighted Banks, Crisi Subprime: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	Debito Sovrano	-0.070854	-0.076334	-0.005480
BAC	Debito Sovrano	-0.047797	-0.087343	-0.039546
BARC.L	Debito Sovrano	-0.057053	-0.065218	-0.008165
BBVA.MC	Debito Sovrano	-0.054420	-0.077427	-0.023007
BCF.LS	Debito Sovrano	-0.079672	-0.083658	-0.003986
BIRG.IR	Debito Sovrano	-0.069400	-0.095564	-0.026164
BMP.SMI	Debito Sovrano	-0.085477	-0.126664	-0.041187
BNP.PA	Debito Sovrano	-0.056470	-0.078012	-0.021542
BPE.MI	Debito Sovrano	-0.078855	-0.104482	-0.025627
BFSO.MI	Debito Sovrano	-0.058627	-0.078880	-0.020254
BKT.MC	Debito Sovrano	-0.059739	-0.073764	-0.016005
CBK.DE	Debito Sovrano	-0.064355	-0.098599	-0.034244
DANSKE.CO	Debito Sovrano	-0.045960	-0.064477	-0.034244
DBK.DE	Debito Sovrano	-0.051835	-0.065293	-0.018517
EBS.VI	Debito Sovrano	-0.068569	-0.082679	-0.013457
ETE.AT	Debito Sovrano	-0.135299	-0.183483	-0.014109
EUROB.AT	Debito Sovrano	-0.174145	-0.170402	-0.048184
GLE.PA	Debito Sovrano	-0.067711	-0.080396	0.003744
GS	Debito Sovrano	-0.040418	-0.049675	-0.012685
HSBA.L	Debito Sovrano	-0.030445	-0.037405	-0.009257
INGA.AS	Debito Sovrano	-0.060455	-0.037405	-0.006961
ISP.MI	Debito Sovrano	-0.068648	-0.080126	-0.019671
JPM	Debito Sovrano	-0.042369	-0.097739	-0.029091
JYSK.CO	Debito Sovrano	-0.039011	-0.064951	-0.022582
KBC.BR	Debito Sovrano	-0.076242	-0.045813	-0.006802
LLOY.L	Debito Sovrano	-0.048618	-0.095921	-0.019679
MB.MI	Debito Sovrano	-0.067987	-0.057808	-0.009190
NDA-FI.HE	Debito Sovrano	-0.046489	-0.086717	-0.018730
NWG.L	Debito Sovrano	-0.051023	-0.057219	-0.010731
SAN.MC	Debito Sovrano	-0.046280	-0.068824	-0.017801
SEB-A.ST	Debito Sovrano	-0.039258	-0.064101	-0.017821
SHB-A.ST	Debito Sovrano	-0.039157	-0.048124	-0.008866
SWED-A.ST	Debito Sovrano	-0.035990	-0.051610	-0.012453
UBSG.SW	Debito Sovrano	-0.043405	-0.045289	-0.009299
UCG.MI	Debito Sovrano	-0.118388	-0.059771	-0.016366
			-0.182008	-0.063620

Tabella 6.10: Panel C — Equal Weighted Banks, Crisi del Debito Sovrano: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Ticker	Crisi	VaR_99	CoVaR_99	ΔCoVaR_{99}
ACA.PA	COVID-19	-0.095165	-0.126023	-0.030858
BAC	COVID-19	-0.097420	-0.134377	-0.036956
BARC.L	COVID-19	-0.107197	-0.161123	-0.053926
BBVA.MC	COVID-19	-0.102303	-0.120019	-0.017715
BCPLS	COVID-19	-0.079686	-0.118130	-0.038444
BIRG.IR	COVID-19	-0.151212	-0.173024	-0.021812
BMP.S.MI	COVID-19	-0.107615	-0.133374	-0.025759
BNP.PA	COVID-19	-0.107196	-0.119947	-0.012750
BPE.MI	COVID-19	-0.089877	-0.122739	-0.032862
BPSO.MI	COVID-19	-0.071257	-0.141718	-0.070461
BKT.MC	COVID-19	-0.090475	-0.114969	-0.024494
CBK.DE	COVID-19	-0.085122	-0.135190	-0.050068
DANSKE.CO	COVID-19	-0.069052	-0.093595	-0.024543
DBK.DE	COVID-19	-0.089833	-0.123204	-0.033371
EBS.VI	COVID-19	-0.111000	-0.124842	-0.013842
ETE.AT	COVID-19	-0.175289	-0.212945	-0.037656
EUROB.AT	COVID-19	-0.134068	-0.199998	-0.065930
GLE.PA	COVID-19	-0.119855	-0.158333	-0.038478
GS	COVID-19	-0.109637	-0.158386	-0.048748
HSBA.L	COVID-19	-0.064107	-0.123748	-0.059641
INGA.AS	COVID-19	-0.093952	-0.127582	-0.033630
ISP.MI	COVID-19	-0.084771	-0.114060	-0.029289
JPM	COVID-19	-0.092610	-0.143498	-0.050888
JYSK.CO	COVID-19	-0.061781	-0.093412	-0.031631
KBC.BR	COVID-19	-0.086925	-0.156662	-0.069738
LLOY.L	COVID-19	-0.090141	-0.158830	-0.068689
MB.MI	COVID-19	-0.088506	-0.126002	-0.037496
NDA.FLHE	COVID-19	-0.074643	-0.100168	-0.025525
NWG.L	COVID-19	-0.092884	-0.110523	-0.017640
SAN.MC	COVID-19	-0.098489	-0.110661	-0.012172
SEB-A.ST	COVID-19	-0.078125	-0.094894	-0.016769
SEB-A.ST	COVID-19	-0.068344	-0.095025	-0.026681
SWED-A.ST	COVID-19	-0.067305	-0.101898	-0.034594
UBSG.SW	COVID-19	-0.066744	-0.088361	-0.021618
UCG.MI	COVID-19	-0.099325	-0.114108	-0.014783

Tabella 6.11: Panel C — Equal Weighted Banks, Crisi COVID-19: stima di VaR, CoVaR e ΔCoVaR al 99%

Panel	Crisi	Mean	Median	Min	Max
Panel A — STOXX Europe 600 Banks	COVID-19	-0.0351	-0.0329	-0.0705	-0.0122
	Debito Sovrano	-0.0191	-0.0178	-0.0636	0.0037
	Subprime	-0.0266	-0.0236	-0.0742	-0.0006
Panel B — EURO STOXX Banks	COVID-19	-0.0338	-0.0300	-0.0710	-0.0072
	Debito Sovrano	-0.0241	-0.0198	-0.0636	-0.0064
	Subprime	-0.0281	-0.0248	-0.0950	-0.0019
Panel C — Equal Weighted Banks	COVID-19	-0.0351	-0.0329	-0.0705	-0.0122
	Debito Sovrano	-0.0191	-0.0178	-0.0636	0.0037
	Subprime	-0.0266	-0.0236	-0.0742	-0.0006

Tabella 6.12: Statistiche descrittive dei contributi $\Delta CoVaR_{99\%}$ per i tre panel (A, B, C) nelle diverse crisi finanziarie.

Ticker	Subprime	Debito Sovrano	COVID-19
BIRG.IR	-0.074247	-0.026164	
LLOY.L	-0.060651		-0.068689
DBK.DE	-0.049260		
KBC.BR	-0.047094		-0.069738
NWG.L	-0.043008		
ETE.AT	-0.038949	-0.048184	
EBS.VI	-0.037400		
BBVA.MC	-0.032893	-0.023007	
DANSKE.CO	-0.032349		
JYSK.CO	-0.031819		
UCG.MI		-0.063620	
BMPS.MI		-0.041187	
BAC		-0.039546	
CBK.DE		-0.034244	-0.050068
ISP.MI		-0.029091	
BPE.MI		-0.025627	
JPM		-0.022582	-0.050888
BPSO.MI			-0.070461
EUROB.AT			-0.065930
HSBA.L			-0.059641
BARC.L			-0.053926
GS			-0.048748
GLE.PA			-0.038478

Tabella 6.13: Ranking $\Delta\text{CoVaR}_{.99}$ per Panel A — STOXX Europe 600 Banks (confronto tra crisi Subprime, Debito Sovrano e COVID-19).

Crisi	Panel	Mean	Median	Min	Max
COVID-19	Panel A — STOXX Europe 600 Banks	-0.0351	-0.0329	-0.0705	-0.0122
Debito Sovrano	Panel A — STOXX Europe 600 Banks	-0.0191	-0.0178	-0.0636	0.0037
Subprime	Panel A — STOXX Europe 600 Banks	-0.0266	-0.0236	-0.0742	-0.0006
COVID-19	Panel B — EURO STOXX Banks	-0.0338	-0.0300	-0.0710	-0.0072
Debito Sovrano	Panel B — EURO STOXX Banks	-0.0241	-0.0198	-0.0636	-0.0064
Subprime	Panel B — EURO STOXX Banks	-0.0281	-0.0248	-0.0950	-0.0019
COVID-19	Panel C — Equal Weighted Banks	-0.0351	-0.0329	-0.0705	-0.0122
Debito Sovrano	Panel C — Equal Weighted Banks	-0.0191	-0.0178	-0.0636	0.0037
Subprime	Panel C — Equal Weighted Banks	-0.0266	-0.0236	-0.0742	-0.0006

Tabella 6.14: Statistiche descrittive dei contributi $\Delta CoVaR_{99\%}$ per crisi e per panel (A, B, C).

Bibliografia

- [1] Adrian, T., & Brunnermeier, M.K. (2016). CoVaR. *American Economic Review*, 106(7), 1705-1741.
- [2] Allen, F., & Gale, D. (2000). Financial Contagion. *Journal of Political Economy*, 108(1), 1-33.
- [3] Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2015). Systemic Risk and Stability in Financial Networks. *American Economic Review*, 105(2), 634-664.
- [4] Chan-Lau, J.A., Espinosa, M., Giesecke, K., & Solé, J.A.(2011). Measuring Systemic Risk and Financial Linkages in the Thai Banking System. *SSRN Electronic Journal*. DOI: 10.2139/ssrn.1773208.
- [5] Borri, N., & Di Giorgio, G. (2021). Systemic Risk and the COVID Challenge in the European Banking Sector. *Department of Economics and Finance, LUISS University*.
- [6] Barth, J.R., Brumbaugh, R.D., & Wilcox, J.A. (2004). The Relevance of Financial Structure for Systemic Risk. *Journal of Financial Stability*, 1(2), 219-246.
- [7] Blanchard, O., & Tirole, J. (2017). The Macroeconomics of Systemic Risk. *Journal of Economic Perspectives*, 31(4), 31-50.
- [8] Cochrane, J.H. (2014). Toward a Run-Free Financial System. *Journal of Financial Economics*, 112(2), 288-314.
- [9] Gai, P., & Kapadia, S. (2010). Contagion in Financial Networks. *Proceedings of the Royal Society A*, 466(2120), 2401-2423.
- [10] Haldane, A.G., & May, R.M. (2011). Systemic Risk in Banking Ecosystems. *Nature*, 469(7330), 351-355.

- [11] Hempel, G.H., & Simonson, D.G. (1999). Bank Management: Text and Cases. *John Wiley & Sons*.
- [12] Ibragimov, R., & Walden, J. (2013). Copulas and Systemic Risk: A Network Perspective. *Journal of Financial Econometrics*, 11(2), 331-367.
- [13] Merton, R.C. (1974). On the Pricing of Corporate Debt: The Risk Structure of Interest Rates. *Journal of Finance*, 29(2), 449-470.
- [14] Plerou, V., & Stanley, H.E. (2008). Network Analysis of the Systemic Risk in Financial Networks. *Nature Physics*, 4, 477-481.
- [15] Taylor, J.B., & Williams, J.C. (2011). A Black Swan in the Money Market. *Brookings Papers on Economic Activity*, 43(1), 137-157.
- [16] Brunnermeier, M.K., & Sannikov, Y. (2014). A Macroeconomic Model of Banking and the Transmission of Monetary Policy. *American Economic Review*, 104(2), 524-578.
- [17] Buraschi, A., & Jiltsov, V. (2006). Risk-Neutral Measure, Systemic Risk and the Contagion in Financial Networks. *European Economic Review*, 50(5), 1259-1292.
- [18] Rosati, F., & Zucchini, A. (2021). Copula Models for Financial Data and Systemic Risk. *Italian Journal of Financial Economics*, 47(2), 203-221.
- [19] Dungey, M., & Martin, V.L. (2007). The Global Transmission of Financial Shocks: Evidence from the Financial Markets. *Journal of Banking and Finance*, 31(9), 2535-2557.
- [20] Wang, W., & Zha, L. (2016). A Copula-Based Model for Systemic Risk Measurement in Financial Networks. *Journal of Financial Stability*, 25, 88-104.
- [21] Brunnermeier, M.K., Crocket, A., Goodhart, C., Persaud, A., & Shin, H.S. (2009). The Fundamental Principles of Financial Regulation. *Geneva Reports on the World Economy*, 11, 1-128.
- [22] Pritsker, M. (2001). The Channels for Financial Contagion. *Financial Analysts Journal*, 57(4), 36-47.
- [23] Benassi, G., & Maggioni, M. (2014). Using Copulas to Model and Measure Systemic Risk in the Italian Banking System. *Italian Economic Journal*, 1(3), 267-295.

- [24] De Marco, F., & Casella, P. (2019). A Comparative Analysis of Systemic Risk Measures: Evidence from European Banks. *Finance Research Letters*, 29, 120-134.
- [25] Sato, H., & Takeuchi, Y. (2018). The Role of Copulas in Financial Network Stability. *European Journal of Operational Research*, 269(2), 675-688.
- [26] Patton, A.J. (2006). Modelling Asymmetric Exchange Rate Dependence. *International Economic Review*, 47(2), 527-556.
- [27] Nocera, A., & Manca, G. (2020). Copulas and Systemic Risk in Emerging Markets: A Case Study of the Italian Banking Sector. *International Review of Financial Analysis*, 70, 101482.
- [28] Acharya, V.V. (2009). A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation. *Journal of Financial Stability*, 5(3), 224-255.
- [29] Battiston, S., Gatti, D.D., Gallegati, M., Greenwald, B., & Stiglitz, J.E. (2012). Default Cascades: When Does Risk Diversification Increase Stability? *Journal of Financial Stability*, 8(3), 138-149.
- [30] Bisias, D., Flood, M., Lo, A.W., & Valavanis, S. (2012). A Survey of Systemic Risk Analytics. *Annual Review of Financial Economics*, 4(1), 255-296.
- [31] Claessens, S., & Kodres, L. (2014). The Regulatory Responses to the Global Financial Crisis: Some Uncomfortable Questions. *IMF Working Paper*, No. 14/46.
- [32] Cont, R., Moussa, A., & Santos, E.B. (2013). Network Structure and Systemic Risk in Banking Systems. In J.P. Fouque & J.A. Langsam (Eds.), *Handbook on Systemic Risk* (pp. 327-368). Cambridge University Press.