



ANALISI DEL RISCHIO SISTEMICO NEL SISTEMA BANCARIO ITALIANO

Autore: Lorenzo Scardilli

Data: January 16, 2026

Contents

1	Introduzione	2
2	Metodologia	4
3	Risultati	7
4	Limiti, prospettive future e implicazioni regolatorie	18
5	Conclusioni	20

1 Introduzione

Il rischio sistematico è una delle minacce principali per la stabilità di un sistema bancario e, di riflesso, per l'intera economia. Esso si riferisce al rischio che il fallimento o le difficoltà di una banca possano scatenare effetti a catena, compromettere altre istituzioni finanziarie e destabilizzare l'intero sistema. In altre parole, un evento di crisi in una singola banca potrebbe rapidamente diffondersi alle altre, creando danni che vanno ben oltre i confini dell'istituto stesso.

La gestione e il monitoraggio del rischio sistematico sono, quindi, di fondamentale importanza per garantire la stabilità economica. Una crisi bancaria, come quella del 2008, ha evidenziato chiaramente quanto sia cruciale prevenire e monitorare questi rischi in modo tempestivo, per evitare conseguenze dannose per l'intero sistema finanziario.

Il progetto che viene presentato in questo report si propone di sviluppare una **dashboard interattiva** per l'analisi del rischio sistematico nel sistema bancario italiano. La dashboard utilizza due indicatori chiave: il **SRISK** e il **CoVaR**. Essa consente di visualizzare e monitorare il rischio sistematico in tempo reale, con la possibilità di esplorare le connessioni tra le principali banche italiane attraverso una rete interbancaria basata sulla correlazione dei ritorni azionari.

Le banche analizzate in questo progetto sono:

- *Intesa Sanpaolo*
- *Unicredit*
- *Banco BPM*
- *BPER Banca*
- *Mediobanca*
- *FinecoBank*

L'indicatore principale utilizzato è il **SRISK**, che stima la probabilità di fallimento di una banca in scenari di crisi economica. Oltre a questo, l'analisi include il **CoVaR**, che misura l'impatto di una crisi in una banca sull'intero sistema bancario. La rete interbancaria è costruita sulla base delle correlazioni tra i ritorni azionari delle banche, e la soglia di correlazione che definisce le connessioni tra le banche è regolabile.

L'obiettivo del progetto è fornire una rappresentazione interattiva e visiva del rischio sistematico, che consenta di analizzare non solo il rischio specifico di ciascuna banca, ma anche come le crisi possano propagarsi nel sistema bancario. Con la dashboard, l'utente può esplorare:

- La distribuzione del rischio sistematico (*SRISK*) per ciascuna banca.
- Le connessioni tra le banche in base alla correlazione tra i ritorni azionari.
- Le implicazioni di diverse soglie di correlazione, per analizzare come un possibile fallimento in una banca possa propagarsi ad altre.

Questo progetto offre un importante strumento per il monitoraggio del rischio sistematico, che può essere utilizzato sia dalle autorità di regolamentazione che dalle banche stesse. Inoltre, rappresenta un contributo significativo alla ricerca sul rischio sistematico, utilizzando dati reali e metodi avanzati di calcolo per ottenere risultati utili e pratici.

2 Metodologia

L'analisi del rischio sistematico è stata condotta utilizzando una serie di indicatori economici e tecniche avanzate di modellizzazione. L'obiettivo principale è stato quello di stimare il rischio di fallimento delle banche selezionate e di valutare l'impatto di una crisi bancaria sull'intero sistema bancario. Per questo, sono stati utilizzati due principali indicatori: il **SRISK** e il **CoVaR**, entrambi riconosciuti come misure fondamentali nel calcolo del rischio sistematico. Inoltre, è stata costruita una rete interbancaria che esplora le connessioni tra le banche in base alla correlazione tra i ritorni azionari.

Indicatori di rischio sistematico

SRISK è un indicatore che stima il capitale di una banca necessario per evitare il fallimento in un contesto di crisi economica. È calcolato come la differenza tra il capitale totale di una banca e il capitale necessario per supportare le perdite previste in una situazione di stress. Il valore di **SRISK** fornisce una misura della vulnerabilità di una banca al rischio sistematico.

CoVaR è un altro indicatore utilizzato per valutare l'impatto di una banca in difficoltà sul sistema bancario complessivo. Esso misura la quantità di rischio che una banca in crisi trasferisce al sistema finanziario, ed è calcolato come la differenza tra il valore di **VaR** di un sistema bancario in assenza di una crisi e il valore di **VaR** quando una banca specifica è in difficoltà.

Creazione della rete interbancaria

Per costruire la rete interbancaria, è stato utilizzato il concetto di **correlazione tra ritorni azionari**. Le connessioni tra le banche sono state definite sulla base della correlazione dei ritorni giornalieri delle loro azioni. Una correlazione alta tra due banche indica che tendono a comportarsi in modo simile nei mercati finanziari, mentre una correlazione bassa indica che si muovono indipendentemente l'una dall'altra.

La soglia di correlazione utilizzata per creare le connessioni nella rete è stata fissata a **0.7**, il che significa che solo le banche con una correlazione superiore a questo valore sono state collegate nella rete. La rete risultante è stata visualizzata utilizzando un grafico interattivo, che permette di esplorare le connessioni tra le banche a seconda delle soglie di correlazione selezionate.

Tecnologie utilizzate

Per lo sviluppo della dashboard interattiva e l'analisi del rischio sistematico, sono state utilizzate le seguenti tecnologie:

- **Python:** È stato il linguaggio principale utilizzato per lo sviluppo dell'intera analisi e della dashboard. Python ha permesso di utilizzare librerie potenti come Pandas per la gestione dei dati, NetworkX per la costruzione della rete interbancaria, e Plotly per la visualizzazione interattiva.
- **Plotly Dash:** È stato utilizzato per costruire la dashboard interattiva, consentendo la visualizzazione dinamica dei dati e l'interazione in tempo reale con gli utenti.
- **NetworkX:** È stato utilizzato per la costruzione e la gestione della rete interbancaria, calcolando le correlazioni tra le banche e rappresentandole graficamente.
- **Pandas:** È stato utilizzato per l'elaborazione dei dati, inclusi i calcoli degli indicatori **SRISK** e **CoVaR**, e per la gestione delle serie temporali relative ai ritorni azionari.

Metodologia di calcolo e implementazione

Il calcolo di **SRISK** per ciascuna banca è stato effettuato utilizzando i dati storici dei ritorni azionari e le informazioni relative al capitale bancario. Sono stati utilizzati modelli economici per stimare il rischio di fallimento e per determinare la quantità di capitale che ogni banca deve mantenere per resistere a scenari di crisi.

Per calcolare **CoVaR**, sono stati utilizzati modelli di regressione che stimano l'impatto di una banca in difficoltà sugli altri membri del sistema bancario. La relazione tra le banche è stata misurata in base alla correlazione tra i ritorni azionari, e sono stati calcolati gli effetti di una crisi in una banca sull'intero sistema.

La rete interbancaria è stata costruita utilizzando la correlazione tra i ritorni azionari delle banche. Per ogni coppia di banche, è stata calcolata la correlazione tra i ritorni giornalieri. Se la correlazione superava la soglia definita (0.7), le due banche sono state connesse nella rete.

Interattività della dashboard

La dashboard è progettata per essere completamente interattiva. Gli utenti possono esplorare:

- **SRISK** di ciascuna banca in tempo reale, scegliendo la banca da un menu a discesa.
- La rete interbancaria, regolando la soglia di correlazione attraverso un cursore, per visualizzare come cambiano le connessioni tra le banche.

In questo modo, la dashboard offre una visione completa e dinamica del rischio sistemico, permettendo agli utenti di analizzare i dati e prendere decisioni informate in tempo reale.

3 Risultati

In questa sezione, vengono presentati i risultati relativi alle analisi del rischio sistematico nel sistema bancario italiano. Le sottosezioni esploreranno le simulazioni di fallimento delle banche, analizzando in dettaglio i concetti teorici, metodologici e i risultati ottenuti. Verranno inclusi anche i grafici che visualizzano le reti interbancarie e le matrici di correlazione.

Matrice di Correlazione tra i Rendimenti Logaritmici delle Banche

Prima di procedere con l'analisi dei fallimenti, è necessario comprendere il contesto in cui si trovano le banche. La matrice di correlazione mostra come i rendimenti logaritmici delle banche italiane siano correlati tra loro. La correlazione tra le banche è un indicatore fondamentale per comprendere come una crisi in una banca possa propagarsi attraverso il sistema bancario.

La matrice di correlazione risultante, come mostrato nel grafico seguente, evidenzia le relazioni tra i rendimenti delle diverse banche, con valori che variano da -1 (correlazione negativa perfetta) a +1 (correlazione positiva perfetta) calcolata sui rendimenti logaritmici delle banche considerate: Unicredit, Intesa San Paolo, Banco BPM, BPER Banca, Mediobanca e FinecoBank..

La matrice fornisce informazioni cruciali per comprendere le interconnessioni tra le banche e l'andamento del sistema bancario. Le correlazioni elevate, come quelle tra *Intesa Sanpaolo* e *Unicredit*, suggeriscono una forte sincronizzazione nei loro movimenti di mercato, indicando che entrambi i titoli sono influenzati da fattori comuni, come le condizioni economiche generali o eventi macroeconomici.

Inoltre, alcune coppie di banche, come *BPER Banca* e *Banco BPM*, presentano una correlazione significativa, suggerendo che banche con dimensioni e operazioni simili tendano a muoversi in modo simile nei periodi di stress finanziario. Questo implica che eventi di mercato che colpiscono una banca possono estendersi rapidamente all'altra.

D'altra parte, le banche come *Mediobanca* e *FinecoBank* mostrano correlazioni più basse con le altre banche, il che potrebbe indicare che i loro rendimenti non sono strettamente legati ai movimenti generali del sistema bancario. Questi istituti potrebbero essere influenzati da dinamiche di mercato specifiche, come una clientela diversa o una struttura di rischio meno esposta agli stessi fattori macroeconomici.

Questa matrice è un punto di partenza fondamentale per comprendere come le banche interagiscono tra loro. Essa funge anche da base per la costruzione della rete interbancaria, utilizzata successivamente per simulare il fallimento di singole banche e per analizzare la propagazione del rischio sistematico all'interno del sistema bancario italiano.

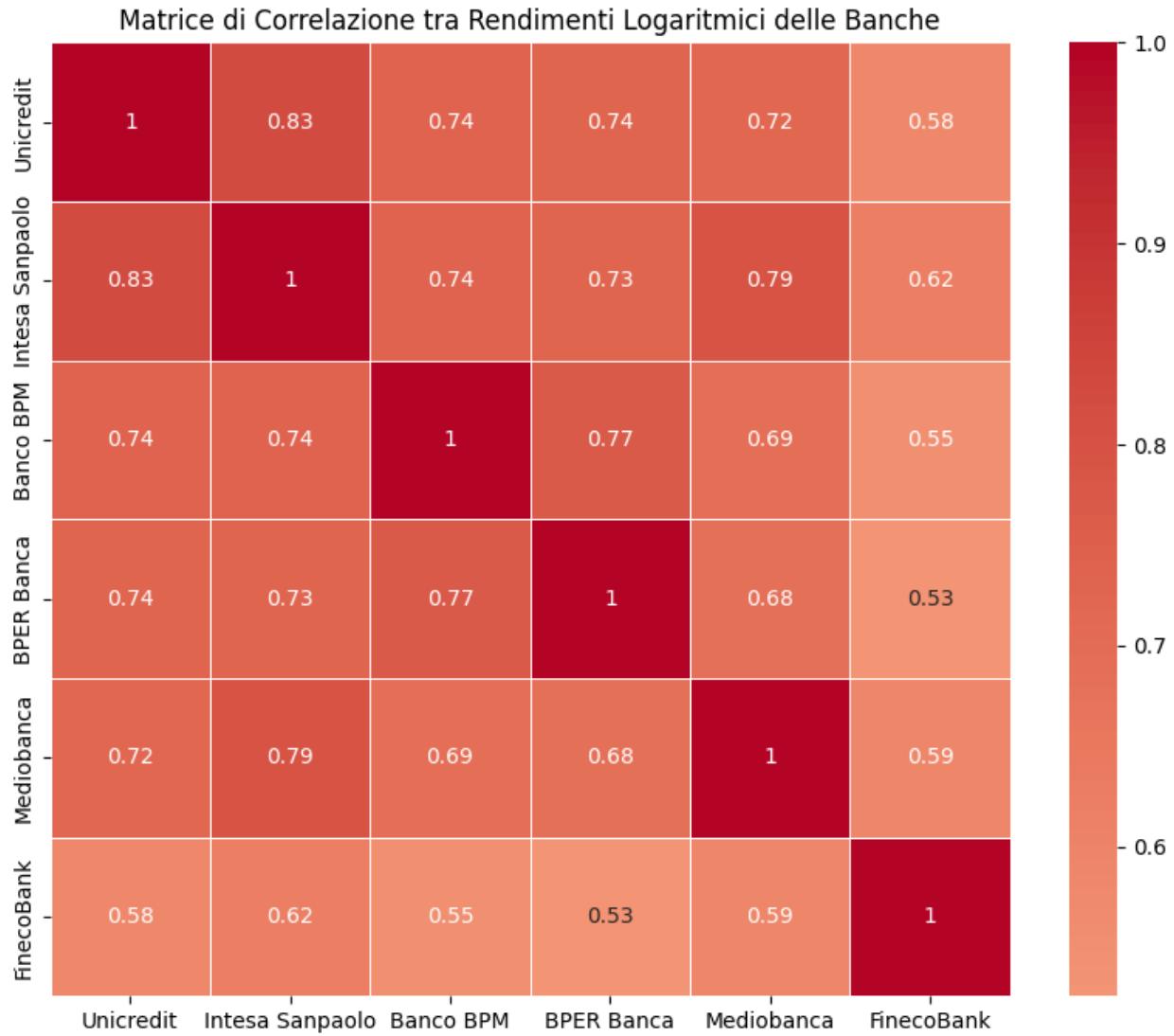


Figure 1: Matrice di Correlazione tra i Rendimenti Logaritmici delle Banche Italiane

Questa matrice sarà utilizzata come base per costruire la rete interbancaria e per comprendere come i legami tra le banche possano influire sull'eventuale propagazione di una crisi.

Simulazione del Fallimento: Intesa Sanpaolo

Teoria e Contesto

Il fallimento di una banca può avere effetti a catena su tutto il sistema bancario, influenzando le altre istituzioni finanziarie a causa delle loro interconnessioni. Le simulazioni di fallimento sono utili per comprendere l'impatto di una crisi su una banca e sull'intero sistema. In particolare, una simulazione del fallimento aiuta a visualizzare come una banca centrale, come *Intesa Sanpaolo*, possa influenzare il sistema bancario complessivo e come questo potrebbe influire sulle altre banche.

Metodologia e Dettagli Tecnici

Per simularne il fallimento, abbiamo utilizzato la matrice di correlazione tra le banche come base per costruire una rete interbancaria. La rete è stata creata tramite un grafo, dove ogni nodo rappresenta una banca, e gli archi tra i nodi sono ponderati secondo il grado di correlazione tra i loro ritorni azionari. Il fallimento di una banca è stato simulato rimuovendo il nodo corrispondente nella rete e osservando come la rete si suddivida in componenti connesse.

La soglia di correlazione utilizzata per determinare se esiste una connessione tra due banche è stata impostata a 0.75. Questo significa che solo le banche con una correlazione pari o superiore a 0.75 sono state considerate collegate.

Risultati e Grafico

Dopo il fallimento di *Intesa Sanpaolo*, la rete interbancaria si è suddivisa in 4 componenti connesse, creando dei nodi isolati. Questo risultato suggerisce che, sebbene il sistema non collassi completamente, alcune banche si isolano e non sono più in grado di interagire tra loro.

Numero di componenti connesse: 4

Componenti: { *Unicredit* }, { *BPER Banca*, *Banco BPM* }, { *Mediobanca* }, { *FinecoBank* }

Banche isolate: *Unicredit*, *Mediobanca*, *FinecoBank*

Rete Interbancaria dopo il fallimento di Intesa Sanpaolo

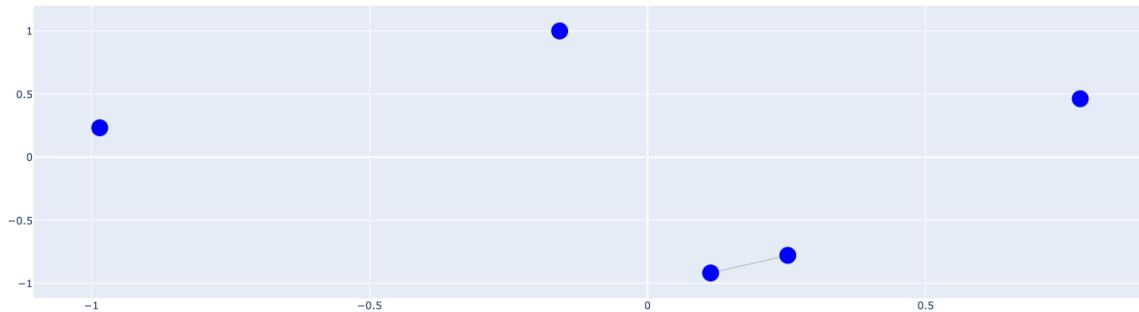


Figure 2: Rete Interbancaria dopo il fallimento di Intesa Sanpaolo

Simulazione del Fallimento: Unicredit

Teoria e Contesto

Il fallimento di una banca importante, come *Unicredit*, ha implicazioni significative anche per le altre banche del sistema. Comprendere come un fallimento di una banca centrale impatti sul sistema bancario complessivo è fondamentale per la gestione del rischio sistemico.

Metodologia e Dettagli Tecnici

Simulando il fallimento di *Unicredit*, il nodo corrispondente è stato rimosso dalla rete interbancaria. La nuova struttura della rete è stata esaminata per vedere come le connessioni tra le banche sono cambiate e se nuove banche sono diventate isolate.

Risultati e Grafico

Il fallimento di *Unicredit* ha ridotto la rete interbancaria a 3 componenti connesse, con *FinecoBank* diventata un nodo isolato. La simulazione ha mostrato che il sistema bancario italiano rimane relativamente coeso, ma con un impatto significativo sulle banche minori.

Numero di componenti connesse: 3

Componenti: { *Mediobanca*, *Intesa Sanpaolo* }, { *BPER Banca*, *Banco BPM* }, { *FinecoBank* }

Banche isolate: *FinecoBank*

Rete Interbancaria dopo il fallimento di Unicredit

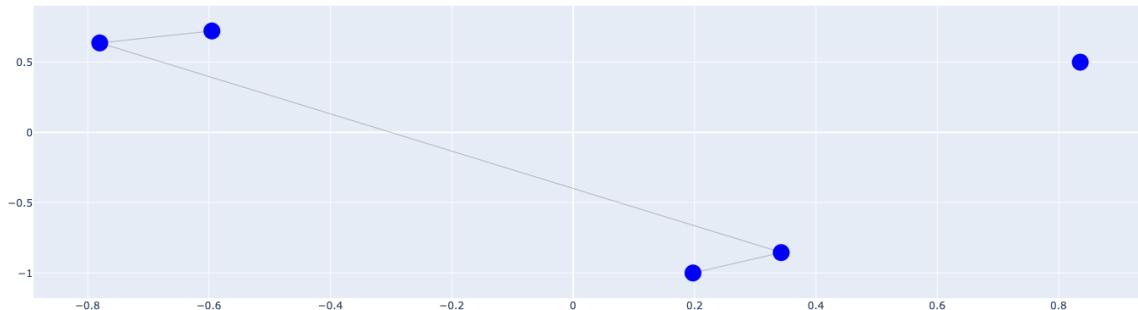


Figure 3: Rete Interbancaria dopo il fallimento di Unicredit

Simulazione del Fallimento: Banco BPM

Teoria e Contesto

Il fallimento di *Banco BPM* fornisce ulteriori informazioni su come il sistema bancario italiano potrebbe reagire a una crisi in una banca meno centrale rispetto ad altre. Sebbene la banca non sia tra le più grandi, la sua interconnessione con altre banche potrebbe comunque generare effetti di propagazione del rischio.

Metodologia e Dettagli Tecnici

In questa simulazione, è stato rimosso il nodo corrispondente a *Banco BPM*. I componenti connessi risultanti sono stati esaminati per identificare le banche che rimangono isolate.

Risultati e Grafico

Il fallimento di *Banco BPM* ha ridotto la rete a 3 componenti connesse, con *BPER Banca* e *FinecoBank* che sono diventate isolate. Questo evidenzia che anche il fallimento di una banca di dimensioni medio-piccole può avere un impatto negativo sul sistema bancario.

Numero di componenti connesse: 3

Componenti: { *Mediobanca*, *Intesa Sanpaolo*, *Unicredit* }, { *BPER Banca* }, { *FinecoBank* }

Banche isolate: *BPER Banca*, *FinecoBank*

Rete Interbancaria dopo il fallimento di Banco BPM

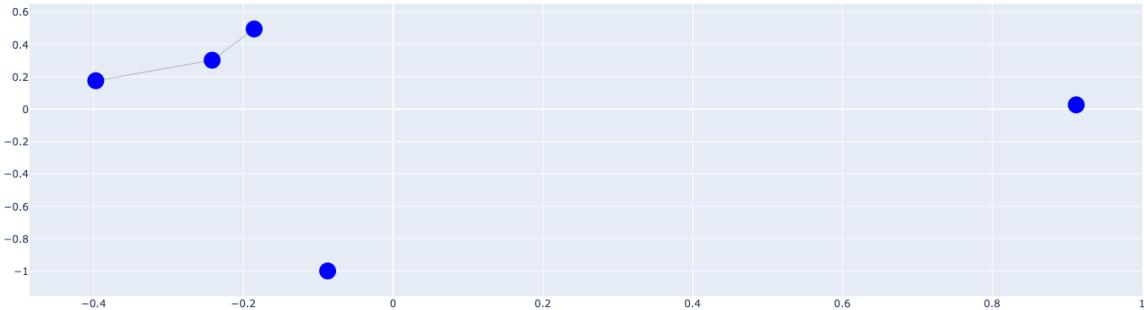


Figure 4: Rete Interbancaria dopo il fallimento di Banco BPM

Analisi del rischio sistematico tramite CoVaR e Δ CoVaR

Obiettivo e contesto L’analisi si propone di stimare il contributo sistematico potenziale di ciascuna banca all’interno del sistema finanziario italiano attraverso l’indicatore di **Conditional Value at Risk** (CoVaR) e la sua variazione rispetto al Value at Risk individuale, definita come Δ CoVaR. L’approccio consente di modellare il rischio di una banca (target) condizionato al deterioramento delle condizioni di un’altra banca (condizionante), in uno scenario di stress.

Metodo di stima Per ogni coppia di banche (i, j) è stata stimata una regressione quantile con:

- Y_i : rendimento logaritmico della banca target;
- X_j : rendimento logaritmico della banca condizionante.

L’equazione stimata è della forma:

$$Quant_{\tau}(Y_i|X_j) = \beta_0 + \beta_1 X_j$$

Dove $\tau = 0.05$ è il quantile di riferimento. La stima avviene mediante regressione quantile (`statsmodels.quantreg`) e il CoVaR viene calcolato come:

$$CoVaR_{i|j} = \beta_0 + \beta_1 \cdot VaR_{\tau}(X_j)$$

Infine, ΔCoVaR viene ottenuto come:

$$\Delta\text{CoVaR}_{i|j} = \text{CoVaR}_{i|j} - \text{VaR}_\tau(Y_i)$$

Risultati principali È stata costruita una matrice ΔCoVaR che sintetizza l'effetto di stress trasmesso da ogni banca condizionante su ciascuna banca target. Nella matrice:

- **Righe:** banche bersaglio colpite dallo stress;
- **Colonne:** banche condizionanti in stato di stress.

La matrice fornisce una misura quantitativa dell'impatto sistemico di ciascuna banca nel caso in cui si trovi in una situazione di stress, definita come una perdita estrema al quantile $\tau = 0,05$. Ogni cella (i, j) della matrice rappresenta il cambiamento nel valore a rischio condizionato per la banca i (bersaglio), dato che la banca j (condizionante) si trovi in uno scenario di crisi. Valori più negativi indicano un impatto sistemico maggiore.



Figure 5: Heatmap della matrice ΔCoVaR ($\tau = 0.05$)

Dall'analisi della matrice si osserva che:

- **Banco BPM e BPER Banca** risultano essere tra le banche più sistematicamente rilevanti come condizionanti, con valori di ΔCoVaR fino a $-0,018$.
- **FinecoBank** appare come l'istituto meno critico, sia in termini di impatto generato (colonne) che subito (righe).
- Le coppie di banche più interconnesse, come Banco BPM \rightarrow BPER Banca, evidenziano le peggiori trasmissioni di crisi.
- Tutti i valori sono negativi, come atteso, indicando un peggioramento delle condizioni della banca bersaglio in risposta allo stress della banca condizionante.

Questa matrice rappresenta quindi una base fondamentale per il calcolo del *ranking di sistemicità*, ottenuto aggregando le colonne e indicando l'entità complessiva del rischio sistematico generato da ciascun istituto.

Ranking sistemicità Sommando i valori per colonna della matrice ΔCoVaR si ottiene una classifica delle banche in funzione del rischio sistematico generato. I valori negativi più alti indicano maggiore potenziale di trasmissione dello stress.

Banca	$\sum_j \Delta\text{CoVaR}_{j i}$
FinecoBank	-0.0786
Banco BPM	-0.0786
Mediobanca	-0.0753
Unicredit	-0.0735
Intesa Sanpaolo	-0.0733
BPER Banca	-0.0673

Table 1: Ranking sistemicità basato su ΔCoVaR totale generato (colonne della matrice)

Interpretazione Le banche con valori più elevati in modulo indicano una maggiore influenza sistematica, in quanto il loro deterioramento genera variazioni più ampie nel rischio delle altre banche. In particolare, *FinecoBank* e *Banco BPM* mostrano la maggiore capacità di trasmettere instabilità, seguite da *Mediobanca* e *Unicredit*.

Analisi del rischio sistematico tramite SRISK

Significato economico dell'indicatore L'indicatore **SRISK** (*Systemic Risk*) misura il contributo potenziale di una banca al rischio sistematico complessivo, stimando il *fabbisogno di capitale* che l'istituto dovrebbe colmare in uno scenario di grave crisi finanziaria. In altre parole, SRISK quantifica quante risorse sarebbero necessarie per riportare una banca al di sopra di una soglia minima di solvibilità qualora il mercato subisse uno shock sistematico.

A differenza di misure puramente individuali del rischio, SRISK integra:

- l'esposizione della banca al rischio di mercato;
- la dimensione dell'istituto;
- la probabilità di forti perdite in scenari di stress.

Questo rende l'indicatore particolarmente adatto a valutare la rilevanza sistematica di ciascuna banca, in linea con gli approcci adottati dalla letteratura accademica e dalle autorità di vigilanza.

Componenti del calcolo Il valore di SRISK dipende da tre elementi fondamentali:

- **Beta**: misura la sensibilità dei rendimenti della banca rispetto al mercato. Valori elevati indicano una forte esposizione agli shock sistematici;
- **LRMES** (*Long-Run Marginal Expected Shortfall*): stima la perdita attesa della banca in uno scenario di forte ribasso del mercato;
- **Struttura di bilancio**: capitale di mercato (equity) e attivi totali, che determinano la capacità dell'istituto di assorbire le perdite.

Il parametro regolamentare k è fissato all'8%, in linea con i requisiti minimi di capitale previsti dagli accordi di Basilea. Se il capitale disponibile non è sufficiente a coprire le perdite attese in uno scenario di crisi, lo SRISK assume valore positivo, segnalando un potenziale rischio per la stabilità del sistema.

Risultati empirici Il grafico seguente riporta i valori stimati di SRISK per le principali banche italiane considerate nell'analisi.

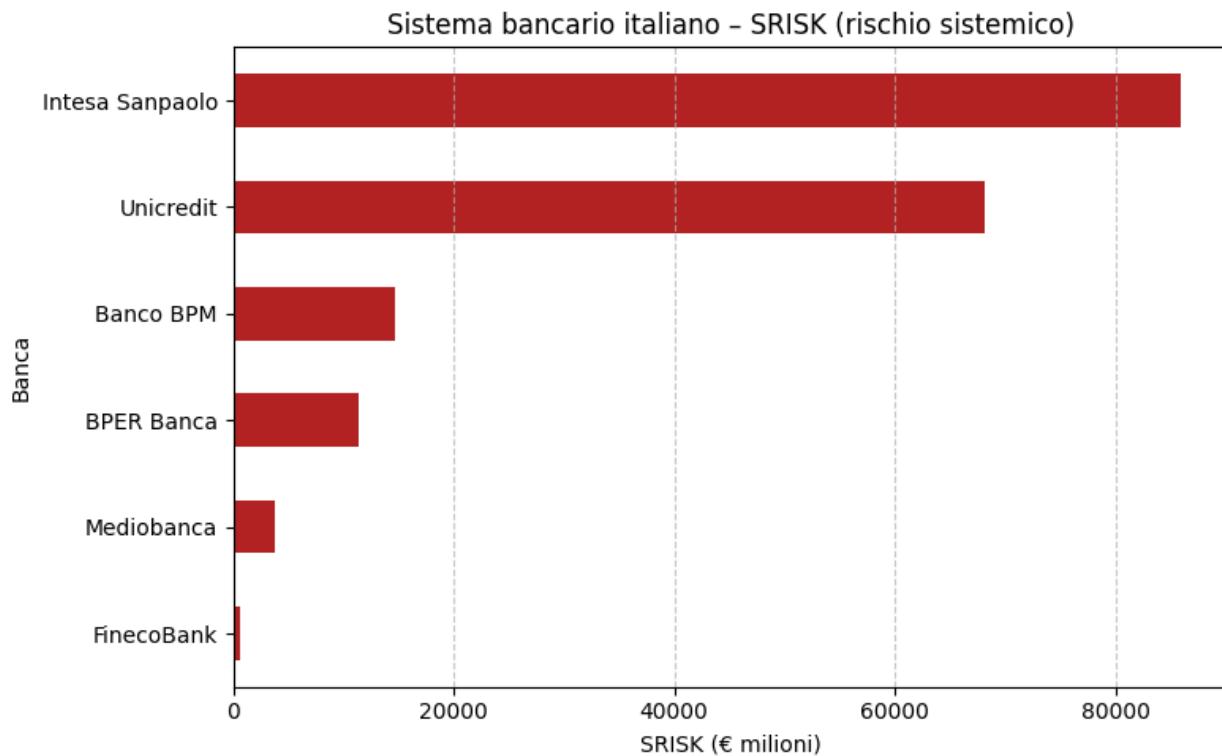


Figure 6: SRISK stimato per il sistema bancario italiano

Dalla distribuzione emerge in modo chiaro una forte concentrazione del rischio sistematico su pochi istituti di grandi dimensioni. **Intesa Sanpaolo** presenta il valore più elevato di SRISK, pari a circa **86 miliardi di euro**, seguita da **Unicredit** con circa **68 miliardi**. Questi valori riflettono sia la dimensione degli istituti sia la loro elevata esposizione al rischio di mercato, indicando che un loro deterioramento avrebbe conseguenze rilevanti sull'intero sistema finanziario.

Un secondo gruppo di banche, composto da **Banco BPM** e **BPER Banca**, mostra valori di SRISK sensibilmente inferiori ma comunque non trascurabili. Pur avendo dimensioni più contenute, questi istituti risultano sufficientemente esposti da poter amplificare una crisi sistematica, soprattutto in presenza di forti interconnessioni con le banche maggiori.

Mediobanca e **FinecoBank** presentano invece valori di SRISK molto ridotti. Questo suggerisce una minore rilevanza sistematica, attribuibile a modelli di business meno esposti agli shock di mercato o a una struttura patrimoniale più resiliente. In particolare, *FinecoBank* mostra un contributo sistematico quasi nullo rispetto agli altri istituti analizzati.

Interpretazione complessiva L’analisi SRISK evidenzia come il rischio sistematico nel sistema bancario italiano sia fortemente concentrato. La stabilità del sistema dipende in larga misura dalla solidità di pochi grandi intermediari, mentre le banche di dimensioni minori, pur potendo subire gli effetti di una crisi, risultano meno pericolose in termini di propagazione sistemica.

Questo risultato giustifica l’attenzione regolamentare rivolta agli istituti *too big to fail* e conferma l’utilità di strumenti come SRISK per individuare le priorità di vigilanza e prevenzione del rischio sistematico.

4 Limiti, prospettive future e implicazioni regolatorie

L'analisi condotta, pur essendo dettagliata e fondata su metodologie consolidate, presenta alcuni limiti strutturali e operativi che è importante evidenziare. Riconoscere tali vincoli consente non solo di interpretare correttamente i risultati ottenuti, ma anche di individuare direzioni promettenti per estensioni future e implicazioni di policy efficaci.

Limiti metodologici e dati disponibili

- **Dati azionari come proxy del rischio:** L'intera analisi si basa sui rendimenti azionari delle banche, assunti come rappresentativi della loro stabilità e rischiosità sistemica. Tuttavia, questi dati non riflettono direttamente la posizione patrimoniale o la qualità degli attivi, e possono essere influenzati da fattori esogeni, come eventi geopolitici o la speculazione di mercato.
- **Assenza di esposizioni bilaterali reali:** La rete interbancaria è costruita a partire da correlazioni nei rendimenti di mercato, non da dati granulari sulle esposizioni di credito o di liquidità tra le banche. Questo approccio limita la precisione della simulazione della trasmissione del rischio, mancando le relazioni finanziarie effettive.
- **Modellizzazione statica e assunzioni lineari:** Sia l'indicatore SRISK sia il Co-VaR si fondano su modelli lineari (es. regressione OLS e quantile regression), che semplificano notevolmente le dinamiche di crisi, trascurando fenomeni di non linearità, feedback loops o contagio indiretto.
- **Finestra temporale unica:** L'analisi è stata condotta su un intervallo temporale fisso. Cambiare l'orizzonte temporale (es. analisi pre vs post-COVID) potrebbe produrre risultati sensibilmente diversi. Inoltre, l'analisi non tiene conto della volatilità variabile nel tempo (es. modelli GARCH).

Sviluppi futuri

- **Integrazione di dati bilaterali reali:** Utilizzare dati di esposizione effettiva tra istituzioni (es. dai bilanci o da fonti BCE) permetterebbe di costruire reti più realistiche e informative, andando oltre le semplici correlazioni.
- **Simulazioni dinamiche:** L'adozione di modelli dinamici (es. modelli agent-based, reti multilivello, modelli Markoviani) permetterebbe di simulare shock multipli, propagazioni su più livelli e feedback non lineari.
- **Estensione a livello europeo o globale:** Estendere l'analisi a gruppi bancari internazionali o all'intero sistema bancario europeo permetterebbe di analizzare i rischi di contagio transfrontaliero, con maggiore rilevanza per la supervisione sistemica.
- **Integrazione di indicatori ESG e di sostenibilità:** Con l'emergere della finanza sostenibile, potrebbe essere utile includere dimensioni legate alla sostenibilità ambientale, sociale e di governance, per esplorare l'impatto di shock extra-finanziari sul rischio sistemico.

Implicazioni di policy

I risultati di questa analisi, sebbene basati su un framework semplificato, possono offrire spunti rilevanti per policymaker, regolatori e responsabili del rischio:

- Rafforzare la vigilanza sulle banche con maggiore SRISK o ΔCoVaR elevato, poiché rappresentano potenziali trasmettitori di instabilità.
- Promuovere la raccolta e la condivisione di dati granulari sulle esposizioni interbancarie, anche attraverso piattaforme centralizzate (es. Anacredit, SSM).
- Sviluppare dashboard pubbliche o riservate per il monitoraggio in tempo reale del rischio sistemico, come supporto operativo per Banca d'Italia, BCE o EBA.
- Introdurre stress test sistematici che considerino il fallimento simultaneo o sequenziale di più istituti interconnessi.

5 Conclusioni

Il presente lavoro ha affrontato in modo approfondito l'analisi del rischio sistematico nel sistema bancario italiano, integrando strumenti quantitativi, tecniche di network analysis e visualizzazioni interattive. Attraverso l'utilizzo di indicatori avanzati come SRISK e Δ CoVaR, è stato possibile valutare il contributo sistematico di ciascuna banca, simulare scenari di fallimento e visualizzare la rete interbancaria costruita sui rendimenti di mercato.

L'approccio adottato, pur con le sue semplificazioni, ha permesso di evidenziare la vulnerabilità di specifici nodi del sistema e di stimare il potenziale impatto di uno shock su scala sistematica. I risultati ottenuti offrono spunti utili per la supervisione macroprudenziale, per la gestione del rischio da parte degli istituti finanziari e per ulteriori studi accademici o applicati.

Questo progetto rappresenta un primo passo verso la costruzione di strumenti moderni e interattivi per la comprensione del rischio sistematico, con l'obiettivo finale di contribuire alla stabilità del sistema finanziario nel suo complesso.

References

- [1] Brownlees, C. T., & Engle, R. F. (2017). *SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk*. The Review of Financial Studies, 30(1), 48–79. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw060>
- [2] Acharya, V. V., Engle, R., & Richardson, M. (2012). *Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks*. American Economic Review, 102(3), 59–64. <https://doi.org/10.1257/aer.102.3.59>
- [3] Adrian, T., & Brunnermeier, M. K. (2016). *CoVaR*. American Economic Review, 106(7), 1705–1741. <https://doi.org/10.1257/aer.20120555>
- [4] Engle, R. (2015). *Systemic Risk and the Refinement of Systemic Risk Measures*. Annual Review of Financial Economics, 7, 35–52. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-111914-041825>
- [5] Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). *On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms*. Journal of Econometrics, 182(1), 119–134. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>
- [6] Koenker, R. (2005). *Quantile Regression*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511754098>
- [7] Yahoo Finance (2023). Stock price data for Italian listed banks. <https://finance.yahoo.com>