

LIBERA UNIVERSITÀ INTERNAZIONALE DEGLI STUDI SOCIALI
“LUISS - GUIDO CARLI”

LUISS 

Dipartimento di Economia e Finanza
Cattedra di Economia del Mercato Mobiliare

EUROSTOXX50 E SRISK DI ENGLE: UNA RETE NEURALE

RELATORE:
PROF. EMILIO BARONE

CANDIDATO:
FULVIO PISCINA

CORRELATORE:
PROF. GAETANO CASERTANO

ANNO ACCADEMICO 2019-20

Indice

CAPITOLO 1	Introduzione	1
CAPITOLO 2	Il rischio sistemico e le crisi finanziarie	3
2.1	Il rischio sistemico	3
2.2	Le due recenti crisi finanziarie	6
CAPITOLO 3	Misure del rischio sistemico.	
	Approfondimento sull'indicatore SRISK di Robert Engle.	13
3.1	Marginal Expected Shortfall (MES) e Systemic Expected Shortfall (SES)	14
3.1.1	<i>Definizioni</i>	15
3.1.2	<i>Misura degli indicatori</i>	19
3.2	Δ CoVaR	21
3.2.1	<i>Definizione</i>	21
3.2.2	<i>Proprietà del CoVaR</i>	22
3.2.3	<i>Metodo di valutazione delle variabile X</i>	23
3.2.4	<i>Metodo di stima del CoVaR: regressione dei quantili</i>	24
3.2.5	<i>Le variabili di stato</i>	25
3.3	Systemic Risk Measure (SRISK)	26
3.3.1	<i>Conditional Capital Shortfall</i>	27
3.3.2	<i>Stima del Long Run Marginal Expected Shortfall (LMRES)</i>	31
3.3.3	<i>Beta Condizionato Dinamico</i>	34
3.3.4	<i>Diversi modelli di SRISK</i>	35
3.3.5	<i>La performance del SRISK misurata durante le crisi finanziarie recenti</i>	37
3.3.6	<i>Quando considerare elevato il livello di SRISK</i>	45
3.3.7	<i>Capacità predittiva del SRISK</i>	50

CAPITOLO 4 Eurostoxx50: previsione con una rete neurale	53
4.1 Le reti neurali artificiali	54
4.1.1 <i>Il Gradient Descent</i>	57
4.1.2 <i>Le funzioni di costo</i>	58
4.1.3 <i>Le funzioni di attivazione</i>	59
4.1.4 <i>Il problema della scomparsa del gradiente nelle RNN</i>	61
4.1.5 <i>Le reti LSTM</i>	62
4.1.6 <i>Stateful vs Stateless</i>	66
4.2 Configurazione del dataset	66
4.3 Definizione e compilazione del modello	76
4.3.1 <i>Risultati</i>	81
CAPITOLO 5 Conclusioni	85
RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI	89

Capitolo 1

Introduzione

La crisi finanziaria globale del 2008 ha portato ad un crollo imponente delle istituzioni finanziarie e della stessa economia reale. La sistematicità della crisi ha trovato conferma nella crisi del debito sovrano europeo, quando molti Stati, con finanza pubblica deteriorata, hanno dovuto procedere al salvataggio di numerose istituzioni finanziarie che avevano subito perdite in quanto esposte agli strumenti finanziari cartolarizzati dei mutui *subprime*. La risposta normativa è stata estemporanea, non strutturale. Successivamente, le istituzioni di regolamentazione sono state ristrutturate rispettivamente dal Dodd – Frank Act negli Stati Uniti e il meccanismo di vigilanza unico in Europa. Dal periodo post crisi ad oggi, la letteratura economica e finanziaria ha prodotto un corposo numero di ricerche ed articoli scientifici sul rischio sistemico. Il filo conduttore dei lavori scientifici pare concordare sul fatto che le crisi finanziarie derivino da un'eccessiva crescita del credito.

A tal proposito, *Robert Engle* ha introdotto l'indicatore SRISK, misura di rischio sistemico che ha come obiettivo quello di calcolare per un'istituzione finanziaria il capitale necessario al fine di coprire le perdite del valore di mercato degli attivi in caso di recessione.

L'idea è che la crescita del credito sia eccessiva nel caso in cui il settore finanziario non disponga di capitale sufficiente a coprire le perdite del valore di mercato, in una fase di recessione. La logica che sottende è che, nelle ultime fasi di un ciclo creditizio, il credito venga emesso a numerosi soggetti, siano essi imprese o famiglie, con merito creditizio basso.

2 Capitolo 1 – Introduzione

Così facendo, le istituzioni finanziarie si trovano con un elevato livello di leva finanziaria e, al tempo stesso, con riserve insufficienti per un'eventuale copertura delle perdite causate da una recessione. È così che la crisi di una singola istituzione finanziaria può innescare una crisi sistemica a causa degli elevati rapporti di interconnessione tra le istituzioni. Con la successiva contrazione dei crediti, dovuta all'irrigidimento dei criteri di erogazione dei prestiti alle imprese, c'è il passaggio dalla crisi finanziaria alla crisi dell'economia reale.

Nel presente lavoro si analizzeranno i meccanismi del rischio sistemico ed i fatti storici scatenanti le crisi finanziarie del 2008 e 2011 (capitolo 2). In seguito, verranno puntualizzate le principali misure di rischio sistemico introdotte a seguito della crisi finanziaria globale del 2008 (capitolo 3), al fine di sviluppare un modello per la previsione dell'indice Eurostoxx50 a partire dai valori aggregati del SRISK europeo (capitolo 4). Infine, si valuteranno gli aspetti migliorabili ed i possibili sviluppi futuri del modello (capitolo 5).

A questo punto sarà possibile, infatti, fare previsioni di un indice azionario, che potrebbe rappresentare il portafoglio di mercato detenuto da un investitore, attraverso una misura di rischio sistemico come è il SRISK?

L'elaborato cercherà di rispondere al quesito attraverso l'utilizzo delle reti neurali artificiali.

Il rischio sistemico e le crisi finanziarie

2.1 Il rischio sistemico

Secondo la definizione del ESRB (European Systemic Risk Board) il rischio sistemico è il rischio che un evento scateni una perdita di valore economico o di fiducia, con conseguente aumento dell'incertezza, di una parte sostanziale del sistema finanziario tale da provocare probabili effetti negativi significativi sull'economia reale. Inoltre, la Banca Centrale Europea dà una definizione di stabilità finanziaria, che implica l'assenza di rischio sistemico, come una condizione nella quale il sistema finanziario (intermediari finanziari, mercati e infrastrutture di mercato) è capace di resistere agli shocks ed al dipanarsi degli squilibri, mitigando così la probabilità di interruzione nel processo di intermediazione finanziaria che sia grave abbastanza da compromettere significativamente l'allocazione del risparmio verso opportunità di investimento redditizie. In letteratura Adrian e Brunnermeir (2009) definiscono il rischio sistemico come il rischio che difficoltà finanziarie di soggetti si diffonda ampiamente e distorca l'offerta di credito e capitale per l'economia reale. Acharya (2009) lo definisce come il rischio di diffusi fallimenti delle istituzioni finanziarie o di congelamento del mercato dei capitali che può ridurre in maniera sostanziale l'offerta di capitale verso l'economia reale. Come si può notare, un fattore comune delle varie definizioni sia a livello istituzionale che negli ambiti della letteratura scientifica è che un *trigger event* (grilletto/innesco), sia esso uno shock economico o il fallimento di un'istituzione finanziaria, può avere una serie di conseguenze negative sistemiche causando un effetto domino su tutto il sistema finanziario.

4 Capitolo 2 – Il rischio sistemico e le crisi finanziarie

Per comprendere l'effetto domino possiamo far riferimento ad uno studio di Morito Hashimoto e Setsuya Kurahashi [32, eds], i quali si concentrano sul settore finanziario giapponese e ne considerano le caratteristiche "a rete", date dalle connessioni interbancarie, utilizzando un modello *agent-based*. Trovano conferma che utilizzare assistenza finanziaria per fermare l'effetto domino può accrescere la possibilità di una reazione a catena e usando l'indicatore di rischio sistemico da loro introdotto si può determinare quale sia l'istituzione meritevole di assistenza finanziaria. Per spiegare la connessione interbancaria e, quindi, l'effetto domino che può essere causato dal fallimento di un'istituzione finanziaria utilizzano il modello di May e Arinaminpathy per modellare la propagazione dei fallimenti delle istituzioni finanziarie. Il modello utilizza una forma di bilancio come illustrato nella figura 2.1.

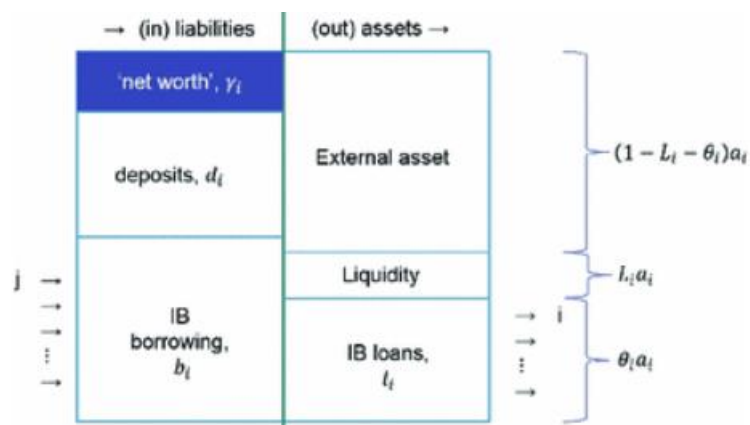


Figura 2.1 - Schema di bilancio bancario modello May and Arinaminpathy. A sinistra passività. A destra attività – Fonte New Frontiers in Artificial Intelligence

Poiché i parametri sono gli stessi per tutti i nodi, tutte le istituzioni finanziarie hanno lo stesso modello di bilancio.

Considerano i seguenti parametri:

- f : la percentuale di shock per le attività esterne
- Θ : percentuale di finanziamento interbancario per attività

- $S(I)$: shock fase 1
- γ : patrimonio netto

Il modello definisce tre fasi di propagazione, lo shock della fase 1 è definito dalla seguente equazione:

$$S(I) = f(1 - \theta)$$

Quando lo shock della fase 1 eccede il patrimonio netto l'istituzione finanziaria fallisce:

$$S(I) > \gamma$$

Nello shock della fase 2, il default del debito causato individualmente dalla banca nella fase 1 causa lo shock delle banche creditrici:

$$S(II) = \frac{[\theta, S(I) - \gamma]MIN}{z}$$

Dove z è il numero dei prestiti interbancari. Iterando lo shock della fase 2 si propaga alla fase 3:

$$S(III) = \frac{\theta, \frac{[\theta, f(1 - \theta) - \gamma]MIN}{z} - \gamma MIN}{z}$$

Se il numero delle istituzioni finanziarie è sufficientemente più grande di z^2 allora lo shock continua a propagarsi. Nella figura 2.2 si illustra l'idea di *network* bancario.

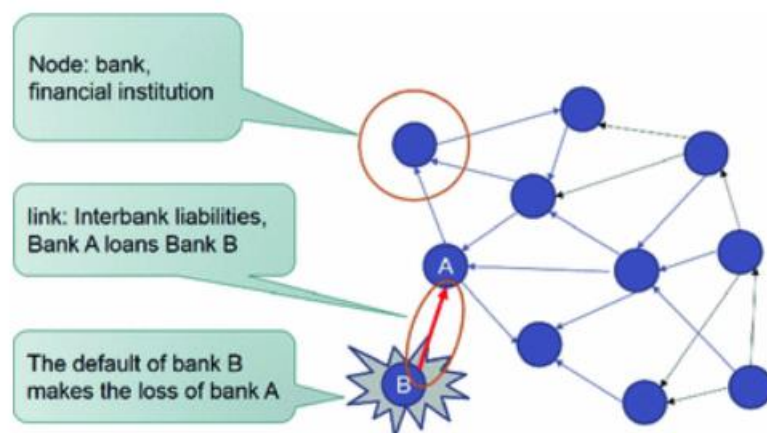


Figura 2.2 - Network istituzioni finanziarie - Fonte New Frontiers in Artificial Intelligence

La catena di sub-conseguenti fallimenti al fallimento di un'istituzione finanziaria può avvenire, come abbiamo visto, a causa della forte interconnessione che c'è tra loro, poiché danno e prendono a prestito fondi l'una dall'altra ed effettuano pagamenti attraverso il sistema di compensazione interbancaria grazie al quale le banche con capitale proprio e conti di deposito maggiori delle loro passività possono offrire questi fondi in eccesso a altre banche che hanno bisogno di liquidità. A causa di questa forte connessione reciproca tra le banche il fallimento di una istituzione che ha obbligazioni nei confronti di un'altra causa sicuramente effetti avversi verso quest'ultima che a sua volta avrà meno capacità di adempiere alle obbligazioni che lei detiene nei confronti di altre istituzioni, e così avviene la propagazione dello shock.

Le banche e le istituzioni finanziarie in generale sono una delle più importanti fonti di finanziamento per le aziende e un loro fallimento in gran numero può causare una scarsità di capitale e, quindi, aumentarne il suo costo. Questa è una delle gravi conseguenze dirette di un fallimento sistemico.

2.2 Le recenti crisi finanziarie

Analizzando i fatti storici delle ultime due crisi finanziarie si possono dedurre i motivi principali che hanno causato la crisi sistemica del settore finanziario. La crisi del 2008, nota come la crisi dei mutui *subprime*, pone le sue radici sulla bolla delle “*dotcom*” e sull'attacco terroristico del 2001. Infatti, a seguito di questi eventi, la politica monetaria della FED (Federal Reserve) fu di tipo accomodante, con bassi tassi di interesse che resero basso il costo del denaro e quindi conveniente per i prenditori dei fondi, tra cui le famiglie che richiedevano mutui ipotecari per l'acquisto della casa. Tale politica favorì a partire dal 2000 e fino al 2006 la costante crescita dei prezzi degli immobili negli Stati Uniti e generò una

vera e propria bolla immobiliare. Oltre al basso livello dei tassi di interesse e alla crescita dei prezzi delle abitazioni, la crescita dei mutui fu sostenuta dalle operazioni di cartolarizzazione, con cui le istituzioni creditizie, trasformando i mutui in titoli, trasferivano alle SPV (*Special Purpose Vehicle*) in modo da recuperare in maniera istantanea la maggior parte del credito e eliminare il rischio di insolvenza del debitore, fatto che incentivava a non valutare in maniera affidabile la solvibilità dei clienti. Le società veicolo, invece, vendevano titoli a breve termine agli investitori per finanziare l'acquisto dei mutui cartolarizzati. Lo sviluppo delle cartolarizzazioni portò ad un cambiamento del modello di business delle banche che da un approccio in cui erogavano il mutuo e attendevano la durata dello stesso per recuperare la somma prestata e i relativi interessi passarono ad un modello in cui la banca erogava il mutuo e lo trasferiva alle società veicolo tramite cartolarizzazione, recuperando subito la somma prestata. Grazie alle cartolarizzazioni, le banche rientravano in tempi rapidi nella disponibilità del denaro prestato, che riutilizzavano immediatamente per l'emissione di altri mutui a clienti la cui affidabilità veniva valutata in maniera sempre meno accurata. Grazie a questo fenomeno, le istituzioni finanziarie espansero enormemente le attività in rapporto al capitale proprio aumentando così il rapporto di leva finanziaria (*leverage*). Quando nel 2004, la FED iniziò ad innalzare i tassi di interesse in risposta alla ripresa dell'economia statunitense, i mutui divennero sempre più costosi e aumentarono i casi di insolvenze delle famiglie incapaci di restituire rate sempre più onerose. La domanda di immobili si ridusse, con conseguente scoppio della bolla immobiliare e contrazione del valore delle ipoteche a garanzia dei mutui esistenti.

A questo punto, le istituzioni finanziarie più coinvolte nell'erogazione dei mutui subprime registrarono pesanti perdite. Nel 2007 e nel 2008 si susseguirono vari declassamenti del merito di credito (*downgrading*) di titoli cartolarizzati da parte delle agenzie di rating. Tali

titoli, ormai ampiamente diffusi sul mercato, persero ogni valore e divennero illiquidi. Le società veicolo iniziarono a chiedere fondi alle banche che li avevano emessi e che avevano garantito linee di liquidità. Tuttavia, le banche non furono in grado di reperire la liquidità necessaria per soddisfare tali richieste, poiché nessun istituto finanziario era disposto a fare loro credito. Infatti, il mercato interbancario sperimentò un forte aumento dei tassi e una significativa contrazione della disponibilità delle banche a concedere credito ad altre istituzioni finanziarie. Dalla crisi di fiducia si passò ad una crisi di liquidità. Le banche subirono pesanti perdite non solo per l'esposizione verso le società veicolo, ma anche per quella verso soggetti colpiti dalla crisi, oltre a possedere direttamente titoli strutturati per motivi di investimento. Tali circostanze condussero ad un intervento del Tesoro statunitense in collaborazione con la FED per il salvataggio di importanti istituzioni finanziarie che videro esclusa la banca di investimento Lehman Brothers, costretta ad avviare le procedure fallimentari il 15 settembre 2008. L'insolvenza della banca d'affari americana Lehman Brothers innescò una nuova fase di intensa instabilità. Altri fallimenti emblematici furono quelli di Bear Stearns, Fanny Mae e Freddie Mac. La perdita di fiducia degli operatori creò un clima di fortissima tensione e incertezza sui mercati. Infatti, si diffuse la preoccupazione sulla solidità di altre banche d'affari e timori per gli effetti dell'esposizione verso queste istituzioni di tutti gli altri partecipanti al mercato. L'aumento del rischio di controparte causò una forte riduzione della liquidità sul mercato dei depositi interbancari e un aumento dei tassi a breve termine.

La crisi prese sempre più i connotati di un evento sistemico, trasferendosi dal mercato dei prodotti strutturati ai mercati azionari, in particolare ai titoli delle società del settore finanziario, e progressivamente all'intero sistema finanziario evidenziando un elevato grado

di interconnessione. Per effetto dell'esposizione diretta o indiretta delle banche di alcuni paesi europei al fenomeno dei mutui subprime, il contagio si estese anche all'Europa.

In breve tempo, la crisi dei mutui subprime si trasferì all'economia reale statunitense ed europea, provocando una caduta di reddito e occupazione. A tale caduta concorsero la restrizione del credito bancario (*credit crunch*) a famiglie e imprese, il crollo dei mercati azionari e dei prezzi delle abitazioni con il progressivo deterioramento delle aspettative di famiglie e imprese, con conseguenti ripercussioni su consumi e investimenti. Le interdipendenze commerciali tra paesi, infine, comportarono una pesante riduzione del commercio mondiale.

La crisi del debito sovrano in Europa del 2011 fu diretta conseguenza della crisi del settore dei mutui residenziali statunitensi.

I paesi dell'eurozona avevano differenti condizioni di finanza pubblica e di tasso di crescita.

I paesi più solidi si caratterizzavano per livelli contenuti di debito pubblico e un livello di crescita più robusto, mentre i Paesi PIIGS (Portogallo, Irlanda, Italia, Grecia e Spagna), erano maggiormente vulnerabili a causa di dinamiche non sostenibili del debito pubblico, all'incremento esponenziale del deficit e a bassi tassi di crescita del prodotto interno lordo e, non ultimo, agli oneri delle operazioni di salvataggio delle istituzioni bancarie in crisi. Infatti, numerose istituzioni di credito europee, esposte ai titoli strutturati statunitensi, si trovarono in gravi difficoltà e furono finanziati da interventi pubblici. A causa dei numerosi salvataggi pubblici, gli squilibri di finanza pubblica degli Stati più vulnerabili, a seguito degli interventi sul settore finanziario, causarono una contrazione del Pil del 1% a livello globale nel 2009. In Italia, ad esempio, la diminuzione del Pil nel 2009 è risultata pari al 5% circa [16].

Nonostante ci fossero queste differenze di assetto finanziario tra i Paesi all'interno dell'area euro, nel 2010 hanno beneficiato della ripresa economica che ha interessato le principali economie avanzate, seppur con ritmi e modalità diverse tra aree geografiche; da notare, infatti, che i tassi di crescita del Pil hanno raggiunto i valori precedenti alla crisi negli Stati Uniti e in Germania, ma si sono mantenuti a livelli molto più contenuti in molti altri paesi dell'area euro, soprattutto i periferici. Il dissesto dei conti pubblici della Grecia, reso noto nell'ottobre 2009, ha propagato una nuova fase della crisi, con l'arresto della ripresa, che già era debole.

Dall'analisi dei fatti storici delle due principali crisi finanziarie dell'ultimo ventennio possiamo dedurre quanto sia interconnesso il sistema finanziario internazionale. Una crisi nata a causa dei mutui *subprime* nel 2008 in America, con il fallimento di importanti istituzioni finanziarie, ha avuto ripercussioni nell'economia reale anche in Europa, costringendo alcuni Paesi con finanze pubbliche vulnerabili a salvataggi nel settore finanziario, con conseguenti ripercussioni sui titoli di debito pubblico, da cui sono derivate politiche di *austerità* con effetti sull'economia reale.

Se osserviamo le cause della nascita della crisi del 2008, vediamo che i bassi tassi di interesse applicati all'epoca dalla FED portarono ad un aumento della domanda di mutui da parte delle famiglie per acquisto di abitazioni, con costante aumento dei prezzi degli immobili, coadiuvato dal fenomeno delle cartolarizzazioni per cui le banche avevano la possibilità di utilizzare un'elevata leva finanziaria, con una qualità del credito erogato sempre minore.

È proprio su questi temi che la letteratura economica e finanziaria si è concentrata nel periodo post crisi, da cui l'opinione diffusa che le crisi finanziarie derivino da un'eccessiva crescita del credito. Vedi, ad esempio, Moritz Schularick e Alan M. Taylor [35] sul potere predittivo della crescita del credito in cui pongono l'attenzione sulle fluttuazioni della

moneta e del credito, sulle crisi finanziarie e le risposte politiche. Nel loro lavoro studiano il comportamento di moneta, credito e indicatori macroeconomici di lungo termine basati su un set di dati storici per 14 paesi negli anni 1870–2008, utilizzando i dati per studiare eventi rari associati a episodi di crisi finanziaria. Mostrano prove di come la leva nel settore finanziario sia fortemente aumentata nella seconda metà del ventesimo secolo, come dimostrato da una separazione degli aggregati monetari e creditizi. Mostrano per la prima volta quanto le risposte della politica monetaria alle crisi finanziarie sono state più aggressive dopo il 1945, ma come nonostante queste politiche i costi delle crisi sono rimasti elevati. È importante sottolineare che dimostrano come la crescita del credito è un potente predittore di crisi finanziarie, suggerendo che tali crisi sono come uno “scoppio” di crediti deteriorati e che la politica ignora il rischio ed il pericolo del credito.

Altro contributo letterario importante è quello di Adrian e Shin [7] sui cicli della leva finanziaria dove dimostrano che il *leverage* è altamente prociclico, perché in un sistema finanziario nel quale i bilanci sono continuamente *marked to market* il cambiamento dei prezzi degli attivi appaiono immediatamente come cambiamento del patrimonio netto e gli intermediari finanziari adeguano le dimensioni dei loro bilanci, avendo conseguenze aggregate. Altra caratteristica osservabile dalla storia delle recenti crisi finanziarie è il passaggio dalla crisi dal sistema finanziario alla crisi dell'economia reale. Infatti, una delle principali conseguenze della crisi del 2008 è stata quella del *credit crunch*, quando a seguito della bolla immobiliare si verificò una crescita di crediti deteriorati nei bilanci delle banche. Questo portò le istituzioni di credito ad aumentare le barriere per concedere prestiti, a causa della loro diminuita patrimonializzazione, che spinse le istituzioni al processo del “*flight to quality*” concedendo prestiti solo alle società e alle famiglie con maggiore merito creditizio.

Ad esempio, l'economia italiana è entrata in recessione nel secondo semestre del 2011, con l'inizio della seconda fase della crisi. Il repentino e drastico aumento del differenziale tra il rendimento dei BTP decennali e quello dei corrispondenti titoli tedeschi ebbe ricadute negative sulla capacità di raccolta, sulle valutazioni di borsa degli intermediari e di conseguenza sulle condizioni del credito. Tra la metà di settembre e la prima decade di ottobre le tre principali agenzie di rating (Standard & Poor's, Moody's e Fitch Ratings) ridussero il merito di credito dell'Italia e di diverse istituzioni bancarie, con prospettive negative. Aumentarono, molto più che nei principali paesi europei, i differenziali di rendimento tra le obbligazioni emesse da società non finanziarie italiane con elevato merito di credito e i titoli di Stato dell'area dell'euro considerati più sicuri (di circa 200 punti base); inoltre, si irrigidirono i criteri di erogazione dei prestiti alle imprese come mostrato nella figura 2.3.

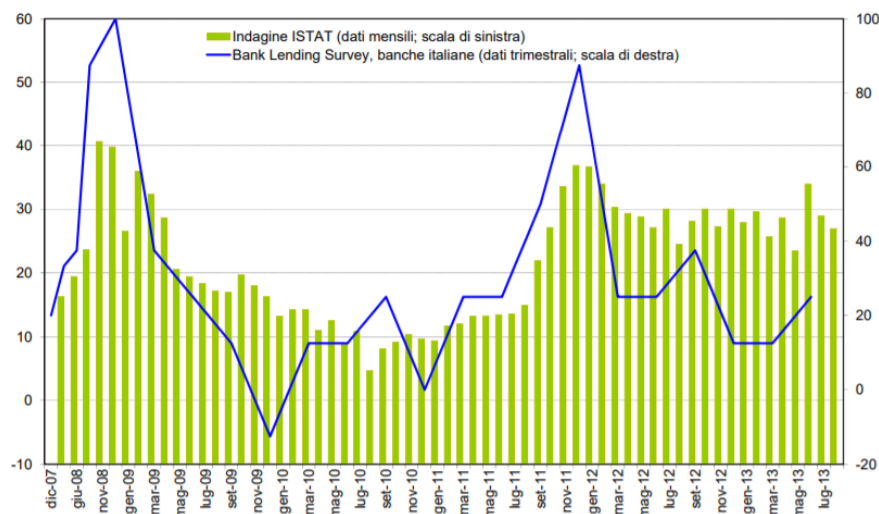


Figura 2.3 - Restrizioni nelle condizioni di accesso al credito Italia crisi debiti sovrani - Fonte Banca d'Italia

***Misure del rischio sistemico. Approfondimento
sull'indicatore SRISK di Engle.***

Abbiamo visto come il sistema finanziario sia fortemente interconnesso e come la crisi di una importante istituzione finanziaria possa creare una reazione a catena, un effetto domino, su tutto il sistema finanziario con conseguenze sull'economia reale, a causa di problemi di liquidità e all'irrigidimento delle condizioni per la concessione dei crediti ad imprese e famiglie. Da qui deriva l'importanza di misure che calcolino il rischio a livello di sistema, ed è proprio su questo tema che si è concentrata la letteratura economica negli anni successivi alla grande crisi del 2008. Il problema che è stato affrontato sia dalla comunità scientifica che dal *policy maker* è stato quello di individuare le istituzioni finanziarie che contribuiscono maggiormente al rischio totale del sistema finanziario. Il *Financial Stability Board* nel 2011 ha definito queste istituzioni (cosiddette SIFIs – *Systematically Important Financial Institutions*) come:

“financial institutions whose distress or disorderly failure, because of their size, complexity and systemic interconnectedness, would cause significant disruption to the wider financial system and economic activity”

Nella pratica ci sono due modalità per misurare la contribuzione di una data istituzione finanziaria al rischio sistemico. Il primo approccio riguarda le informazioni sulle posizioni assunte e sulle esposizioni al rischio, che sono confidenziali ed ottenute dai regolatori direttamente dalle istituzioni finanziarie. Il secondo approccio riguarda i dati di mercato, che

sono pubblici, come ad esempio il rendimento delle azioni, il prezzo delle opzioni e gli *spreads* dei Credit Default Swap.

In questo capitolo andremo ad analizzare 4 di queste misure, che sono il *Marginal Expected Shortfall (MES)*, il *Systemic Expected Shortfall (SES)*, il *Delta Conditional Value-at-Risk (ΔCoVaR)* e il *Systemic Risk Measure (SRISK)*. Quest'ultima, oggetto di questo elaborato, sarà approfondita dettagliatamente per comprendere l'idea del modello empirico sviluppato nel quarto capitolo.

Il MES corrisponde alla perdita attesa del valore dell'*equity* dell'azienda quando il mercato scende sotto una certa soglia su un dato periodo temporale, che è il 2% per un lasso temporale di un giorno e del 40% su un orizzonte temporale di sei mesi (*Long run marginal expected shortfall – LMRES*).

Il SES e il SRISK misurano il deficit di capitale atteso in un'istituzione, condizionato all'occorrenza di una crisi finanziaria. L'intuizione è che l'azienda con il maggior deficit di capitale atteso in concomitanza di una crisi finanziaria sistemica dovrebbe essere considerata come maggior rischiosa sistematicamente.

Il CoVaR corrisponde al Var (*Value at Risk*) del sistema finanziario condizionato ad uno specifico evento che colpisce una istituzione finanziaria. Il contributo di una azienda al rischio sistemico, ΔCoVaR , è la differenza tra il CoVaR, quando l'impresa si trova, o meno, in una condizione di difficoltà finanziaria.

3.1 Marginal Expected Shortfall (MES) e Systemic Expected Shortfall (SES) [4]

Queste misure sono state proposte Viral V. Acharya ed altri nel 2010. Il loro modello nasce dall'idea che le principali ragioni per cui regolare le istituzioni finanziarie sono il fatto che

il fallimento di una banca ha dei costi sia per i suoi creditori diretti sia per il sistema Paese in caso di *bailout* e che la sottocapitalizzazione del sistema finanziario causa delle esternalità con conseguenze che si riversano sull'economia reale.

3.1.1 Definizioni

Per la definizione del proprio modello gli autori partono dalla definizione di *Expected Shortfall*, ossia la perdita attesa condizionata al fatto che la stessa perdita sia maggiore del VaR:

$$ES_{\alpha} = - E[R | R \leq - VaR_{\alpha}]$$

La ragione per cui utilizzano l'ES è che il VaR non riesce a catturare le perdite maggiori del proprio livello di confidenza, come si nota nella figura 3.1.

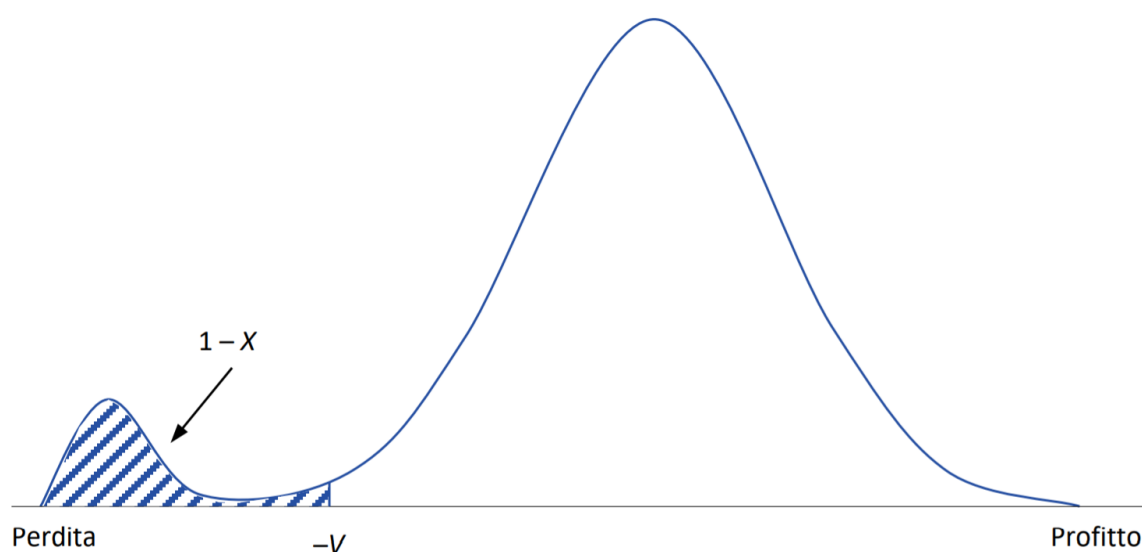


Figura 1.1 - Perdita potenziale maggiore del VaR – Fonte Risk Management di Hull J.

Per la gestione del rischio e l'allocazione strategica del capitale le banche hanno la necessità di suddividere le perdite a livello di impresa in contributi di singoli gruppi o trading desk, quindi decomponendo il rendimento R della banca nella somma dei rendimenti r_i di ogni

singolo gruppo, tale che $R = \sum_i y_i r_i$, dove y_i è il contributo del singolo gruppo sul totale del portafoglio dell'istituzione, dalla definizione dell'ES vediamo che:

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

Calcolando la derivata rispetto ad y_i catturiamo la sensitività del rischio totale rispetto al contributo del singolo gruppo i :

$$\frac{\delta ES_\alpha}{\delta y_i} = - E[r_i | R \leq - VaR_\alpha] \stackrel{\text{def}}{=} MES_\alpha^i$$

Dove MES^i è la perdita attesa marginale del gruppo i .

Per sviluppare il modello sugli indicatori di rischio sistemico, vengono affrontati due problemi: il problema dell'istituzione finanziaria ed il problema del pianificatore sociale.

Si considera un'economia con N istituzioni finanziarie e due periodi temporali, $t=0,1$. Ogni banca sceglie la quantità x_j^i da investire in ogni attivo j , per un totale di attivi a^i che corrisponde alla sommatoria delle x_j^i . Gli investimenti possono essere finanziati sia dal capitale che dall'indebitamento. La proprietà di ogni banca i ha una dotazione iniziale \bar{w}_0^i di cui w_0^i sono utilizzati come capitale e la restante parte è pagata come dividendo. La banca ha anche la possibilità di fare debito b^i . Quindi, la somma di capitale e debito è uguale al totale degli attivi detenuti dalla banca. Al periodo 1 il rendimento netto è $r_j^i - 1$ e il valore di mercato degli attivi della banca è dato da $y^i = \hat{y}^i - \theta^i$ dove θ^i rappresenta i costi di un declino finanziario e \hat{y}^i rappresenta il reddito prima che si verificasse lo stress finanziario.

Il costo di una situazione di stress finanziario dipende dal valore di mercato degli attivi dell'istituzione e dal valore nominale del debito:

$$\theta^i = \Theta(\hat{y}^i, f^i)$$

Dove f^i rappresenta il valore nominale del debito.

La differenza delle banche rispetto alle altre aziende è il fatto che una parte del loro debito è garantito dai governi e che le loro situazioni di stress finanziario possono imporre esternalità a livello di rischio sistemico. Quindi, si assume che una frazione del debito α^i sia garantita dal governo, in modo tale che il valore nominale del debito è tale che il punto di pareggio dei possessori del debito (le banche) sia dato da:

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

Si può dedurre che il patrimonio netto della banca al tempo 1 è:

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

Quindi la banca si trova a massimizzare il seguente problema:

$$\max_{w_0^i, b^i, X_j^i} c \times (\bar{w}_0^i - w_0^1 - \tau^i) + E(u(1_{[w_1^i > 0]} \times w_1^i))$$

Dove $u^i(x)$ rappresenta l'utilità del reddito della banca al tempo 1 e $\bar{w}_0^i - w_0^1 - \tau^i$ è la parte di capitale iniziale di cui la parte \bar{w}_0^i è utilizzata per i dividendi e l'altra parte è divisa tra capitale e spese per le tasse.

Dal lato del regolatore si massimizza P, che è la somma di 3 problemi (P1+P2+P3):

$$P_1 = \sum_{i=1}^N c \times (\bar{w}_0^i - w_0^1 - \tau^i) + E\left(\sum_{i=1}^N u^i(1_{[w_1^i > 0]} \times w_1^i)\right)$$

corrisponde alla sommatoria delle utilità di tutte le banche.

$$P_2 = E\left[g \sum_{i=1}^N 1_{[w_1^i > 0]} \alpha^i w_1^i\right]$$

rappresenta il costo atteso di un'assicurazione sul debito, cui il parametro g indica costi amministrativi e di tassazione.

$$P_3 = E[e \times 1_{[W_1 < zA]} \times (zA - W_1)]$$

cattura l'esternalità di una crisi finanziaria, dove A rappresenta gli attivi aggregati del sistema e W_1 il capitale aggregato del sistema bancario al tempo 1.

Il punto cruciale su cui gli autori vogliono focalizzarsi è il fatto che quando l'aggregato di capitale scende sotto una certa soglia (una frazione z del totale degli attivi A) questo causa una crisi finanziaria e, di conseguenza, la necessità di un requisito di capitale aggregato per evitare le cosiddette *fair sales* e la restrizione dell'offerta di credito (*credit crunch*). Il costo dell'esternalità è zero fin quando si rimane sopra la soglia dei requisiti di capitale e cresce linearmente dal momento in cui scende sotto questa soglia, e la pendenza del parametro e rappresenta la severità dell'esternalità imposta all'economia reale quando il capitale scende sotto la soglia di sorveglianza.

Ne deriva che la soglia ottimale di tassazione per il pianificatore sociale dipende dal livello di *Expected Shortfall* di ogni banca del sistema misurato rispettivamente come rischio

specifico di una banca e rischio sistemico. Quindi, dapprima si calcola il rischio specifico della banca determinato da:

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

A questo punto è possibile introdurre la misura del *Systemic Expected Shortfall* relativo alla banca *i-esima* del sistema:

$$SES^i = E [z\alpha^i w_1^i | W_1 < zA]$$

Come abbiamo osservato, una crisi avviene quando il capitale aggregato scende sotto una frazione z del totale degli attivi. È sufficiente, quindi, che ogni banca detenga capitale maggiore o uguale a z volte il totale degli attivi e che la soglia di sorveglianza sia dello stesso ammontare del fattore zA per tutte le banche.

Ne consegue che l'ammontare efficiente è ottenuto da una tassazione che segua la seguente equazione:

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

Ogni banca, quindi, dovrebbe essere tassata in base alla sua probabilità di default moltiplicato per le perdite attese in caso di default e in base alla probabilità di una crisi sistemica sulla base della severità del contributo della banca.

3.1.2 Misura degli indicatori

Abbiamo visto che la politica fiscale ottimale da applicare alle istituzioni finanziarie è la somma di due componenti: una componente di rischio specifico relativo all'istituzione *i-*

esima che è rappresentata dalle perdite attese dal lato del passivo e di una componente di rischio sistematico che corrisponde ai costi sistemici attesi nel momento in cui il settore finanziario nel suo complesso è sottocapitalizzato per la percentuale di contribuzione alla sottocapitalizzazione totale del sistema.

Secondo gli autori il *policy maker* dovrebbe utilizzare ogni variabile che sia utile nel predire il deficit di capitale nel caso di accadimento di una crisi finanziaria sistemica.

Come abbiamo visto, nel modello, l'evento sistemico è dato dal fatto che il capitale aggregato sia inferiore ad una frazione del totale degli attivi, frazione che corrisponde alla soglia di sorveglianza. Quindi si può indicare come $\Pr(W_1 < zA)$, e può essere considerato come eventi che si verificano all'estremità della coda della distribuzione di probabilità, definito come il peggiore 5% dei risultati di mercato con frequenza giornaliera. Basandosi su questi eventi si può definire il MES usando i rendimenti netti dell'azienda *i-esima* durante questi eventi estremi:

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

Dove $[I_{5\%}]$ indica la probabilità del verificarsi di un evento estremo.

Per la stima del SES, quindi, è necessario usare il MES stimato con la probabilità che un evento alle estremità della coda della distribuzione si verifichi. Ne consegue la relazione tra SES e MES:

$$\frac{SES^i}{w_0^i} = \frac{za^i - w_0^i}{w_0^1} + K MES_{5\%}^i + \Delta^i$$

$$\text{Dove } \Delta^i = \frac{E[\theta^i | W_1 < zA] - k \times E[\theta^i | I_{5\%}]}{w_0^1} - \frac{(k-1)(f^i - b^i)}{w_0^1}.$$

Come si nota dall'equazione, il SES ha tre componenti: l'eccesso di sottocapitalizzazione pre-crisi, il MES usando i dati pre-crisi moltiplicato per un fattore K che tiene conto della peggiore performance durante la crisi, un termine di correzione.

È evidente che sia il MES sia il livello di *leverage* sono predittori dell'indicatore SES.

3.2 ΔCoVaR [6]

3.2.1 Definizione

La misura è stata introdotta nel 2011 da Tobias Adrian e Markus K. Brunnermeier.

Il Var è implicitamente definito come il quantile q tale che:

$$\Pr(X^i \leq \text{Var}_q^i) = q$$

Dove X^i è la variabile dell'istituzione i per la quale Var_q^i è definito, essi definiscono $\text{CoVaR}_q^{j|i}$ il Var del sistema finanziario j condizionato a un evento $C(X^i)$ dell'istituzione i .

Quindi il $\text{CoVaR}_q^{j|i}$ è implicitamente definito come il quantile q della distribuzione di probabilità condizionata:

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

La contribuzione della istituzione i al sistema j è data da:

$$\Delta \text{CoVaR}_q^{j|i} = \text{CoVaR}_q^{j|X^i = \text{Var}_q^i} - \text{CoVaR}_q^{j|X^i = \text{Median}^i}$$

3.2.2 Proprietà del ΔCoVaR

Il CoVaR soddisfa la proprietà di clonazione, ossia dividendo un'istituzione cosiddetta SIFI in n piccoli "cloni" la $\sum_{i=1}^n \text{CoVaR}_i = \text{CoVaR}^{\text{istituzione}}$.

Inoltre, questa misura non distingue se il contributo è causale o semplicemente guidato da un fattore comune.

Infatti, supponendo un elevato numero di *hedge funds* che possiedono le stesse posizioni e sono finanziati nello stesso modo, quindi esposti agli stessi fattori, se uno degli *hedge fund* si trovasse in difficoltà finanziaria non necessariamente causerebbe una crisi sistemica. Tuttavia, se la difficoltà è causata da uno dei fattori comuni probabilmente avranno difficoltà finanziarie essendo tutti sistemici. Quindi la misura di co-rischio di ogni *hedge fund* preso individualmente può catturare la nozione di "essere sistemico come parte di un branco" anche in assenza di un nesso causale diretto. Questo è l'obiettivo che raggiunge il CoVaR.

In aggiunta, la misura si concentra sulla parte della coda della distribuzione, infatti rispetto al Var, che è incondizionato, il CoVaR è condizionato ad un evento di stress finanziario nel quale caso tutti i momenti della distribuzione sono spostati verso valori più estremi, con la diminuzione della media, l'aumento della varianza, la *skewness* e la curtosi in territorio negativo. Il CoVaR ha la potenzialità di riflettere questi spostamenti in tutti i momenti e la sua stima per differenti quantili permette la stima del contributo del rischio sistemico per differenti gradi di spessore della coda della distribuzione.

Inoltre, ogni istituzione all'interno della misura del CoVaR è endogena e dipende anche dal rischio delle altre istituzioni. Questo è un punto di forza perché permette di essere una misura di equilibrio adattandosi ai cambiamenti del sistema e quindi è un incentivo per le istituzioni a modificare le sue esposizioni al rischio se altre istituzioni ne sono esposte eccessivamente.

Essendo una misura direzionale, ossia che il CoVaR del sistema condizionato alla *i-esima* istituzione non è uguale a calcolare il CoVaR dell'istituzione *i*, condizionata al sistema, permette di calcolare anche quello che gli autori chiamano il *Exposure CoVaR* ossia la variazione del CoVaR della *i-esima* istituzione condizionato al sistema, che rappresenta una misura dell'esposizione della singola istituzione in caso di stress dell'intero sistema.

Un'altra caratteristica fondamentale è che può essere facilmente adottato per altre misure di co-rischio, come ad esempio il *co-expected shortfall*, *Co-ES*, che è definito come il valore atteso della distribuzione di probabilità condizionata al di sopra del *q-esimo* quantile:

$$E[X^{system} | X^{system} \leq CoVaR_q^i]$$

Il contributo dell'istituzione *i-esima* al CoES è dato da:

$$\Delta CoES_q^i = E[X^{system} | X^{system} \leq CoVaR_q^i] - E[X^{system} | X^{system} \leq CoVaR_{50\%}^i]$$

3.2.3 Metodo di valutazione della variabile X_t^i

Per il calcolo della variabile X_t^i gli autori utilizzano i tassi di crescita del valore di mercato del totale degli attivi, definito dal seguente sistema di equazioni:

$$\begin{cases} X_t^i = \frac{A_t^i - A_{t-1}^i}{A_{t-1}^i} \\ A_t^i = ME_t^i \times LEV_t^i \\ A_{t-1}^i = ME_{t-1}^i \times LEV_{t-1}^i \end{cases}$$

Dove ME_t^i è il valore di mercato dell'*equity* dell'intermediario *i*, mentre LEV_t^i è il rapporto tra gli attivi totali ed il *book-value* dell'*equity*.

3.2.4 Metodo di stima del CoVaR: regressione dei quantili

Il metodo di regressione dei quantili, a differenza del metodo di stima dei minimi quadrati che stima la media della variabile dipendente in base ai valori delle variabili indipendenti, ha l'obiettivo di stimare la mediana o altri quantili della variabile dipendente.

Per catturare la variazione temporale nella distribuzione congiunta di X^i e X^{system} viene stimata la distribuzione condizionata come funzione delle variabili di stato, un vettore M_{t-1} di variabili con lag=1 ed effettuano la seguente stima sui dati settimanali:

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

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

Una volta generati i valori predetti dalla regressione si ottiene che:

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

$$\text{CoVaR}_t^i(q) = \hat{\alpha}^{system|i} + \hat{\beta}^{system|i} \text{Var}_t^i(q) + \hat{\gamma}^{system|i} M_{t-1}$$

Infine, si può calcolare $\Delta \text{CoVaR}_t^i(q)$ per ogni istituzione:

$$\begin{aligned} \Delta \text{CoVaR}_t^i(q) &= \text{CoVaR}_t^i(q) - \text{CoVaR}_t^i(50\%) \\ &= \hat{\beta}^{system|i} \{ \text{Var}_t^i(q) - \text{Var}_t^i(50\%) \} \end{aligned}$$

Dove il 50% indica il valore mediano, ovvero il cinquantesimo percentile.

3.2.5 Le variabili di stato

Come detto in precedenza per calcolare il CoVaR dinamico i due autori utilizzano come variabili indipendenti una matrice M di variabili di stato con lag=1, tali da catturare la variazione nel tempo dei rendimenti delle azioni e, oltretutto, liquide e facilmente negoziabili, che sono:

- l'indice VIX, che cattura la volatilità implicita
- uno spread di liquidità con orizzonte temporale breve, definito come la differenza tra il tasso Repo e il tasso del 3-Month Bill, che permette di misurare il rischio di liquidità a breve termine
- la variazione del tasso del 3-Month Treasury bill, perché gli autori considerano che la variazione piuttosto che il livello di questa variabile riesce a spiegare meglio la coda della distribuzione dei rendimenti azionari
- la variazione del *credit spread* tra obbligazioni con rating BAA e il rendimento del Treasury entrambi con *maturity* di dieci anni
- i rendimenti settimanali azionari
- la variazione nella pendenza della curva dei tassi, misurata come la differenza di rendimento tra il tasso a dieci anni dei Treasury bill e quello a tre mesi
- il rendimento settimanale in eccesso del settore immobiliare rispetto ai rendimenti del mercato azionario

Nel loro articolo gli autori modellano anche la misura *forward-CoVaR*, collegando le stime del ΔCoVaR dinamico a caratteristiche delle istituzioni finanziarie, come ad esempio la leva, definita come rapporto tra gli attivi totali e il capitale netto al loro valore contabile, la volatilità dei rendimenti calcolata dai rendimenti giornalieri, le dimensioni dell'azienda

definita come il logaritmo del valore contabile del capitale, i disallineamenti delle scadenze calcolati come rapporto tra il debito a breve termine (al netto della cassa) e il totale dei debiti.

3.3 Systemic Risk Measure (SRISK) [21], [22], [25], [26]

La misura SRISK è stata modellata da Robert Engle e Christian Brownlees nel 2012.

L'obiettivo dell'indicatore SRISK è quello di misurare il deficit di capitale atteso da un'istituzione finanziaria condizionato ad un evento sistemico. Il calcolo SRISK è analogo agli stress test che vengono regolarmente applicati alle società finanziarie. Tuttavia, viene calcolato attraverso informazioni disponibili pubblicamente, rendendo l'indice ampiamente applicabile.

La sfida principale, però, è come misurare l'eccessiva crescita del credito. La crescita del credito è eccessiva se il settore finanziario non dispone di capitale sufficiente per coprire le perdite del valore di mercato, in una fase di recessione. Questo è coerente con l'idea che, al termine di un ciclo creditizio, venga emesso un credito sempre più rischioso e i detentori di questo credito sono istituzioni finanziarie con elevata leva finanziaria e riserve insufficienti a copertura delle perdite causate da una recessione. Questo porta allo scoppio della bolla del credito. Consideriamo, infatti, l'esempio dei mutui sottoscritti dal settore finanziario. Nelle ultime fasi del boom del ciclo del credito, è probabile che i mutui siano emessi a debitori non meritevoli su immobili sopravvalutati. Questi mutui hanno, quindi, un valore di mercato inferiore al loro valore contabile. Se c'è una recessione, i mutui diminuiscono il loro valore di mercato in risposta al calo delle garanzie e delle prospettive di rimborso. Le istituzioni finanziarie possono essere obbligate a coprire tali perdite con capitale e, se è insufficiente, le istituzioni diventano insolventi e quindi o si procede alla bancarotta o vengono salvate dagli Stati. La dimensione del deficit di capitale in periodi di stress è una misura naturale

dell'eccessiva crescita del credito per una determinata impresa. Quando questo è aggregato per tutte le società finanziarie, diventa una misura naturale dell'eccessiva crescita del credito per l'economia. Due caratteristiche principali di questa misura sono che dovrebbe tenere conto della relazione tra i valori di mercato e valori contabili delle attività dell'impresa, comprese le voci fuori bilancio, e che dovrebbero essere contabilizzate per il rischio del portafoglio di attività.

È importante studiare le società finanziarie sottocapitalizzate perché:

1. Un'impresa finanziaria sottocapitalizzata è vulnerabile a shock esterni sfavorevoli.
2. Un settore finanziario sottocapitalizzato genera naturalmente shock che favoriscono l'inizio di una crisi finanziaria. Il processo di riduzione del rischio e *deleveraging* sono in realtà i catalizzatori della crisi finanziaria

Sebbene gli stress test siano progettati per valutare la vulnerabilità delle banche agli shock, la loro reale importanza viene dal secondo punto. Un settore finanziario sottocapitalizzato può causare una crisi finanziaria.

3.3.1 Conditional Capital Shortfall

Dato un sistema finanziario costituito da N istituzioni finanziarie, il deficit di capitale è definito come l'ammontare di riserve di capitale che l'impresa ha bisogno di detenere (a causa della regolamentazione e/o della gestione prudentiale) meno il capitale proprio. La carenza di capitale dell'impresa i -esima al giorno t può quindi essere definito:

$$CS_{it} = kA_{it} - W_{it} = k(D_{it} + W_{it}) - W_{it}$$

Dove:

- W_{it} è il valore di mercato del capitale

- D_{it} è il valore contabile del debito,
- A_{it} è il valore dei *quasi-asset*,
- k è la frazione di capitale prudenziale.

Il deficit di capitale può essere considerato come il negativo del capitale circolante. Quindi, quando è negativo, significa che l'impresa genera un surplus di capitale e funziona correttamente. D'altra parte, quando è positivo, implica che l'azienda sta attraversando un periodo di difficoltà economica. Gli autori definiscono evento sistemico una correzione del mercato al di sotto della soglia C su un orizzonte temporale h . La scelta viene proprio dal modello di MES di Acharya et al. (2010), dove il deficit di capitale, a cui può essere soggetta un'impresa, genera esternalità negative se si verifica quando già il sistema finanziario è in un periodo di stress. Inoltre, al fine di produrre una significativa misura del deficit di capitale in condizioni di stress, si assume implicitamente che l'evento sistemico corrisponda ad uno scenario sufficientemente estremo. Il rendimento di mercato su più periodi (tra il periodo $t+1$ e $t+h$) è indicato come $R_{m\ t+1:t+h}$ mentre l'evento sistemico $[R_{m\ t+1:t+h} < C]$. Il SRISK dell'impresa i -esima al tempo t è, quindi, definito come il valore atteso del deficit di capitale condizionato ad un evento sistemico, analiticamente:

$$\text{SRISK}_{it} = kD_{it} - (1 - k)W_{it}(1 - \text{LMRES}_{it}) = W_{it}[k \text{LVG}_{it} + (1 - k) \text{LMRES}_{it} - 1]$$

Dove:

- LVG_{it} indica il rapporto di leva finanziaria $[(D_{it} + W_{it})/W_{it}]$

- $LMRES_{it}$ è il MES con un orizzonte temporale di lungo periodo cioè, ricordiamo, il valore atteso del rendimento del capitale proprio condizionato all'evento sistemico ed è dato dalla seguente relazione:

$$LMRES_{it} = -E_t(R_{it\ t+1:t+h} | R_{m\ t+1:t+h} < C)$$

Come si può notare la formula per calcolare il SRISK dell'istituzione *i-esima* al tempo *t*, è una funzione della dimensione dell'impresa, del suo grado di leva finanziaria e della sua svalutazione di mercato prevista, condizionata ad una prolungata crisi del mercato. Ne consegue che l'indicatore SRISK sarà tanto maggiore quanto maggiore la dimensione dell'azienda, il suo livello di leva finanziaria e la sua maggiore sensibilità alle flessioni del mercato. La stessa equazione fornisce una previsione puntuale del livello di deficit di capitale che un'entità finanziaria sperimenterebbe in caso di un evento sistemico. È anche interessante definire l'intervallo di previsione del deficit di capitale $(1-\alpha)$ condizionato all'evento sistemico come:

$$(CS_{it+h|t}^{\alpha/2}, CS_{it+h|t}^{1-\alpha/2})$$

Dove

$$CS_{it+h|t}^q = W_{it}[kLVG_{it} - (1-k)F_{it+1:t+h|t}^{-1}(q) - 1]$$

con $F_{it+1:t+h|t}^{-1}(X)$ funzione di distribuzione del rendimento dell'azienda condizionata all'evento sistemico.

L'ammontare totale del rischio sistemico, quindi, è costituito dalla sommatoria del SRISK di ogni istituzione, al netto di quelle che hanno un valore dell'indicatore negativo:

$$SRISK_t = \sum_{i=1}^N (SRISK_{it})_+$$

Dove, appunto, $(x)_+$ è inteso come $Max(x, 0)$, nota che ci tornerà utile al momento della costituzione del dataset per l'attuazione del modello empirico.

Infatti, nel calcolo dell'aggregato totale dei vari SRISK vengono ignorati i contributi di deficit di capitale negativi (corrispondente alle eccedenze di capitale). Non vengono inserite nel calcolo dell'indicatore aggregato le istituzioni con surplus di capitale, poiché il capitale di queste istituzioni prudenti non è immediatamente disponibile a ricapitalizzare le istituzioni deboli. Le fusioni si verificano, ma, la maggior parte delle volte, le istituzioni ben capitalizzate proteggono le loro riserve mentre si stanno avvicinando eventi negativi. Inoltre, alcune delle società ben capitalizzate non sono esattamente nello stesso settore e quindi potrebbero non essere in grado di fare fusioni rapidamente o subentrare negli affari di un'azienda in fallimento. Esaminando il rischio di una crisi finanziaria basata sul SRISK aggregato, incorporiamo implicitamente un'esternalità enfatizzata da Acharya et al. (2009, 2017). Il fallimento di una singola azienda è improbabile che sia sistemico, poiché è probabile che la sua attività venga rilevata dai suoi concorrenti. Tuttavia, se anche i concorrenti sono deboli, allora le fusioni non possono avvenire senza la raccolta di capitali. Se un'impresa riduce il proprio SRISK, tutto il settore ne beneficia, così come l'economia. Quindi, c'è un'esternalità che riduce l'incentivo a effettuare costose operazioni di riduzione della leva finanziaria e cosiddette *fire sales* (vendita degli attivi che ha un impatto negativo

sui prezzi degli stessi). La semplice analogia dell'effetto domino è poco descrittiva, in quanto suggerisce che una qualsiasi azienda che fallisce abbatterebbe il resto. Suggestisce, inoltre, che le imprese più lontane dal fallimento all'inizio avrebbero più tempo prima dell'inevitabile crollo. Gli investitori in un'azienda del genere non aspetteranno di uscire. Un'analogia migliore è uno tsunami, che ha un impatto su tutto il settore finanziario allo stesso tempo. Le prove di stress sono progettate per misurare vulnerabilità a tale tsunami. Pertanto, il capitale delle aziende in *surplus* non sarà necessariamente disponibile per supportare le istituzioni in fallimento, e viene escluso dal computo dell'indicatore.

$SRISK_t$ aggregato può essere considerato come l'ammontare totale del capitale che un governo dovrebbe fornire per salvare il sistema finanziario in base all'evento sistemico. Piuttosto che riportare la misura SRISK in termini assoluti, spesso è più indicativo utilizzare la sua versione percentuale, per capire meglio la sua incidenza a livello globale. Si definisce $SRISK\%$ come:

$$SRISK\%_{it} = \frac{SRISK_{it}}{SRISK_t}$$

E definisce la contribuzione percentuale di una qualsiasi istituzione finanziaria al rischio sistemico nella zona/paese/macroarea che si è voluta andare ad analizzare.

3.3.2 Stima del Long-Run-Marginal-Expected-Shortfall (LMRES)

Per stimare LRMES possono essere utilizzate varie tecniche. In questo elaborato mostriamo un approccio finanziario standard, il modello di mercato:

$$r_t^j = \beta_t^j r_t^M + \varepsilon_t^j$$

Dove r_t^j è il rendimento del capitale proprio nel giorno t per l'impresa j . Allo stesso modo, r_t^M è il rendimento del mercato azionario mondiale calcolato prendendo a riferimento l'*Exchange-traded fund* di MSCI chiamato ACWI. Tutti e due i rendimenti sono misurati come rendimenti composti continuamente. Questo modello potrebbe essere stimato supponendo che beta sia costante e che la varianza dei residui sia costante; tuttavia, rilasciamo queste ipotesi. Questa relazione cattura la visione di mercato del tasso a cui un'economia in declino porta alla diminuzione dei valori patrimoniali degli attivi e conseguente diminuzione del capitale proprio. Si concentra esplicitamente sulla correlazione di una data impresa e il mercato piuttosto che solo la volatilità dell'azienda. Pertanto, può essere considerata una misura macroprudenziale del rischio, piuttosto che microprudenziale. Uno stress macroeconomico incide su tutte le istituzioni finanziarie, portando ad un effetto macroeconomico. Siano p_t^j e p_t^M i prezzi delle azioni societarie di fine giornata, allora abbiamo che:

$$\frac{P_{t+T}^j}{P_t^j} = \exp \left[\sum_{j=1}^T (\beta_t^j r_t^M + \varepsilon_t^j) \right]$$

Supponendo che i beta abbiano una radice unitaria (stazionarietà), in modo che le previsioni nel periodo da t a T sono essenzialmente le stesse di oggi, diventa

$$\frac{P_{t+T}^j}{P_t^j} \approx \exp \left\{ \left(\beta_t^j \right) \left[\log \left(\frac{P_{t+T}^M}{P_t^M} \right) \right] + \sum_{j=1}^T \left(\varepsilon_{t+j}^j \right) \right\}$$

Il rendimento è una variabile casuale, e viene considerata la mediana, condizionata ad uno stress sul rendimento di mercato. Supponendo che gli errori idiosincratici abbiano mediana pari a zero, la variazione infinitesimale mediana dei prezzi azionari in una crisi è LRMES, che è dato da

$$\text{LRMES} \equiv \text{Median} \left(\frac{p_t^j - p_{t+T}^j}{p_t^j} \mid \frac{p_t^M - p_{t+T}^M}{p_t^M} = \theta \right) = 1 - \exp \left[\left(\beta_t^j \right) \log (1 - \theta) \right]$$

Gli altri quantili dei rendimenti condizionati ad uno stress di mercato possono essere calcolati come:

$$\text{LRMES}^\lambda \equiv \text{quantile}^\lambda \left\{ \frac{p_t^j - p_{t+T}^j}{p_t^j} \mid \frac{p_t^M - p_{t+T}^M}{p_t^M} = \theta \right\} = 1 - \exp \left(\left(\beta_t^j \right) \log (1 - \theta) + \text{quantile}^\lambda \left\{ \sum_{j=1}^T \left(\varepsilon_{t+j}^j \right) \right\} \right)$$

e usati per calcolare quello che viene definito QRISK (*quantile-risk*).

Quando è calcolato, l'interpretazione di T è di sei mesi. Questo periodo relativamente lungo riflette la necessità di misurare il rischio sistemico per un lungo periodo di tempo. Per riflettere la possibilità che il beta potrebbe evolvere in questo periodo, è stato introdotto un metodo di simulazione per stimare LRMES di Brownlees & Engle (2011, 2017). Questo si chiama MESSIM (deficit atteso marginale da simulazione) e sarà discusso di seguito. Per le

istituzioni situate in diversi fusi orari, parte del calcolo dipenderà dal rendimento del giorno precedente. Quindi:

$$r_t^j = \beta_t^j r_t^M + \gamma_t^j r_{t-1}^M + \varepsilon_t^j.$$

3.3.3 Beta condizionato dinamico

I parametri beta e gamma sono stimati dal beta condizionato dinamico (DCB) come descritto da Engle (2016). Questo approccio riconosce che un coefficiente di regressione è il prodotto di una correlazione tra il rendimento dell'impresa e il rendimento di mercato moltiplicato per il rapporto tra la deviazione standard del rendimento dell'impresa e del rendimento di mercato. Tutti e tre questi valori sono potenzialmente variabili nel tempo e possono essere stimati mediante eteroschedasticità condizionata autoregressiva generalizzata (GARCH) e correlazione condizionata dinamica (DCC; vedi Engle 2002). La stima DCB del beta è quindi:

$$\hat{\beta}_t^j = \rho_t^j \sqrt{\frac{b_t^j}{b_t^M}}.$$

Lo stesso argomento può essere applicato al gamma ipotizzando l'assenza di autocorrelazione nel rendimento di mercato. È naturale verificare l'ipotesi che i beta siano costanti. Poiché questa non è un'ipotesi nidificata, una strategia utile è quella di costruire un modello artificiale che nidifica sia la costante beta che la DCB. Il modello nidificato può essere espresso come:

$$r_t^j = \left(\phi_1 + \phi_2 \hat{\beta}_t^j \right) r_t^M + \left(\phi_3 + \phi_4 \hat{\gamma}_t^j \right) r_{t-1}^M + \varepsilon_t^j$$

Questo modello può essere stimato ipotizzando un termine di errore GJR-GARCH per fornire la stima dei quattro coefficienti. Se $\phi_2 = \phi_4 = 0$ allora abbiamo un beta costante oppure se $\phi_1 = \phi_3 = 0, \phi_2 = \phi_4 = 1$ abbiamo un *Dynamic Conditional Beta (DCB)*. In genere, entrambe le ipotesi possono essere respinte, il che significa che una combinazione di beta costante e variabile nel tempo è favorita dai dati. Quindi, vengono usate queste stime come le stime finali di beta e gamma, ossia:

$$\tilde{\beta}^j = \left(\hat{\phi}_1 + \hat{\phi}_2 \hat{\beta}_t^j \right) + \left(\hat{\phi}_3 + \hat{\phi}_4 \hat{\gamma}_t^j \right)$$

Nella formula per SRISK, prevediamo lo stress della durata di sei mesi, quindi sia beta che gamma sono ugualmente importanti e semplicemente si sommano.

Quindi abbiamo:

$$SRISK_t = k D_t - (1 - k) \text{equity}_t \exp \left[\tilde{\beta}^j \log(1 - \theta) \right].$$

3.3.4 Diversi modelli di SRISK

L'indicatore SRISK è aggiornato con frequenza settimanale sul sito <https://vlab.stern.nyu.edu/welcome/srisk> dove attualmente sono disponibili tre modelli di calcolo dell'indicatore. Questi differiscono nel metodo utilizzato nella previsione del beta e nello stress preciso considerato. Poiché a volte questi calcoli danno risposte diverse, questi modelli sono utili per misurare quanto sono diversi e se queste differenze sono importanti. Tutti questi differiscono solo nel valore del LRMES che viene sostituito nell'equazione di calcolo del SRISK vista in precedenza. Il primo modello è il GMES (deficit atteso marginale

globale), dove come indice di mercato viene utilizzato un ETF mondiale chiamato ACWI (All-Country World Index) sotto stress predefinito esattamente al 40%.

Il secondo è il DMES (deficit atteso marginale interno; semplicemente MES negli Stati Uniti) che utilizza un indice azionario domestico per lo stress e il beta. DSRISK (SRISK calcolato con DMES) viene calcolato nella valuta locale e lo stress predefinito è esattamente 40%.

Il terzo e ultimo modello è il MESSIM, disponibile solo per gli Stati Uniti. Stima la media di LMRES da simulazione utilizzando l'indice S & P 500. L'evento di crisi include patterns con stress maggiore del 40%.

Confrontando MES e MESSIM, il MES assume che il beta rimanga costante nei sei mesi considerati, mentre il modello MESSIM assume un beta variabile in risposta a rendimenti negativi, che naturalmente lo aumentano, con conseguente aumento del SRISK. Confrontando MES e GMES, ci sono sostanzialmente due differenze. Nel primo, il mercato è lo S&P 500, mentre in quest'ultimo è il mercato azionario globale misurato dall'ETF ACWI. Di conseguenza, i beta sono diversi e in alcuni paesi le differenze sono importanti. Questa è la motivazione del modello di Engle, Jondeau & Rockinger (2015), che stimano congiuntamente tali beta per i mercati europei. Per le banche che operano principalmente con clienti domestici, è naturale che il beta sia più grande sul mercato interno che sul mercato globale. Inoltre, il modello GMES consente una risposta al rendimento del mercato di ieri e al rendimento del mercato di oggi. Questo non è necessario per gli Stati Uniti, ma è necessario per i paesi in fusi orari diversi dagli Stati Uniti. L'impatto di queste differenze è fortunatamente piuttosto piccolo.

3.3.5 La performance del SRISK misurata durante le crisi finanziarie recenti

L'indicatore SRISK viene calcolato settimanalmente per oltre 1.000 grandi società finanziarie a livello globale e pubblicato sul sito Web di V-LAB. I valori di fine mese vengono memorizzati in modo permanente e forniscono una registrazione del SRISK misurabile per istituzioni e paesi diversi in periodi differenti della storia. In questa sezione vengono presentati alcuni dei punti salienti di questo record storico. Si pone ora l'attenzione su tre episodi storici dell'ultimo ventennio: la crisi finanziaria globale del 2008, la crisi del debito sovrano europeo e la crisi del debito asiatico. Questi sono facilmente visibili nel SRISK dal 2000 e nella maggior parte dei grafici del SRISK del paese. Nella figura 3.2 è possibile osservare i dollari totali di capitale che sarebbero necessari per ricapitalizzare il settore finanziario mondiale.

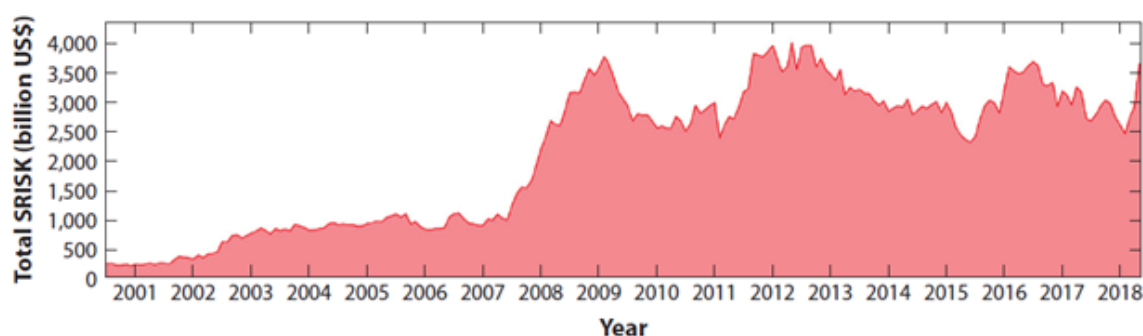


Figura 3.2 - Dollari totali necessari per ricapitalizzare sistema finanziario globale in caso di crisi - Fonte Annual Review of Financial Economics - SRISK 10 years later – Robert Engle

L'entità di queste tre crisi è vicina a \$ 4 trilioni in ogni caso e supera di gran lunga il SRISK durante i primi 7 anni di questo secolo. Di seguito, le informazioni nella Figura 3.1 sono suddivise per paese e, successivamente, per azienda per vedere dove si sono registrati alti valori di SRISK e come è cambiato. Esaminando il SRISK degli Stati Uniti durante la crisi finanziaria globale, vediamo nella figura 3.3 che il picco è di poco più di \$ 900 miliardi e che si è verificato nel luglio 2008. Alla fine di ottobre, c'è stato un brusco, ma temporaneo, calo a \$ 750 miliardi in quanto i mercati hanno atteso con la speranza nel progetto di legge

TARP di \$ 700 miliardi per le attività in difficoltà, che prometteva sollievo per le istituzioni finanziarie e nella nazionalizzazione di Fannie Mae e Freddie Mac. Questa speranza è stata delusa dal successivo deterioramento del settore delle attività bancarie, prezzi delle case e PIL. Quindi, in seconda battuta il SRISK è aumentato fino al secondo picco di quasi \$ 900

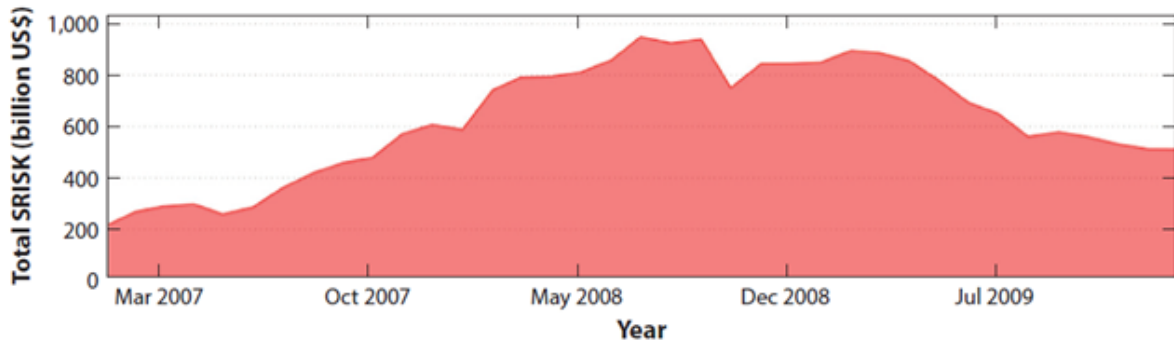


Figura 3.3 - SRISK totale per istituzioni finanziarie statunitensi periodo 2007-2009 - Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

miliardi a gennaio di 2009 prima di iniziare di nuovo il suo calo.

Il SRISK delle società finanziarie statunitensi nell'agosto 2008 fornisce un'istantanea della debolezza del settore bancario. È interessante ipotizzare se l'elenco delle istituzioni finanziarie con un maggiore livello di SRISK prevedesse cosa sarebbe successo a poche settimane di distanza e se coincidesse con le osservazioni dei *policy makers* che stavano per entrare nella più grande crisi dopo la Grande Depressione. La figura 3.4 mostra una tabella con i dati delle istituzioni finanziarie statunitensi con il maggiore livello di SRISK ad agosto 2008.

Da questo punto di vista, Citigroup era la banca più sottocapitalizzata negli Stati Uniti, seguito da JPMorgan e Bank of America. I giganti dei mutui, Freddie Mac e Fannie Mae, sono stati classificati al terzo e quarto posto, con rapporti di leva superiori a 100. Ciò significa che le loro passività erano oltre cento volte la loro capitalizzazione di mercato. La compagnia di assicurazioni AIG era la successiva, seguita dalle tre banche di investimento

Merrill Lynch, Morgan Stanley e Goldman Sachs. Seguiva una banca commerciale, la Wachovia Bank e all'undicesimo posto c'era Lehman Brothers, con un indice di leva finanziaria di 55.

Institution	SRISK % of total	Rank	SRISK (\$ millions)	LRMES	Beta	Correlation	Volatility (%)	Leverage
Citigroup	14.18	1	125,585	66.85	2.16	0.66	65.76	19.99
JPMorgan Chase	9.63	2	85,325	62.14	1.9	0.61	63.34	13.42
Freddie Mac	7.78	3	68,939	87.42	4.06	0.37	220.91	297.76
Fannie Mae	7.53	4	66,701	87.29	4.04	0.42	212.84	115.68
Bank of America	7.52	5	66,624	55.83	1.6	0.59	77.57	11.94
Merrill Lynch	7.14	6	63,217	71.72	2.47	0.65	84.32	22.45
Morgan Stanley	7.13	7	63,121	60.11	1.8	0.61	54.47	23.01
AIG	7.06	8	62,572	79.78	3.13	0.58	97.18	16.86
Goldman Sachs Group	6.04	9	53,505	51.02	1.4	0.62	43.31	16.99
Wachovia Bank	5.41	10	47,946	65.79	2.1	0.54	99.08	22.4
Lehman Brothers	5.38	11	47,628	86.15	3.87	0.63	132.16	55.88

Figura 3.4 - Livelli di SRISK delle principali istituzioni finanziarie statunitensi ad agosto 2008 - Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

Interessante notare i livelli di *leverage* ed i beta dei due giganti dei mutui americani.

Per un decisore politico, Lehman Brothers non era l'istituzione più pericolosa, il capitale di cui avrebbe avuto bisogno era meno di \$ 50 miliardi. Pertanto, è stato naturale concentrarsi su istituzioni finanziarie a livelli più alti, ed è quello che è successo. Freddie Mac e Fannie Mae furono nazionalizzate, Bank of America acquistò Merrill Lynch. Il Tesoro annunciò l'intenzione di salvare AIG e di chiedere soldi al Congresso per salvare le istituzioni rimaste. Le prime dieci istituzioni finanziarie sono state tutte salvate in questo processo mediante fusione, nazionalizzazione o investimenti diretti. Anche Washington Mutual (numero 13 nella classifica) fallì e fu acquistata dalla Federal Deposit Insurance Corporation di JPMorgan. La Federal Reserve ha istituito prestiti speciali per liquidità che hanno consentito alle banche nazionali ed estere di prendere in prestito senza la stigmatizzazione dell'utilizzo della *discount window*. Questa è stata un'ulteriore sostanziale iniezione di capitale per il settore bancario. Le restanti banche di investimento, Morgan Stanley e Goldman Sachs, si convertirono in banche commerciali per partecipare a questi prestiti speciali. Chiaramente,

due settimane non sono abbastanza tempo. Anche se il picco fu alla fine di luglio 2008, con essenzialmente la stessa classifica, ha dato solo un mese e mezzo di preavviso. Risultati simili si vedono nell'agosto 2008 quando c'erano nove banche europee con livelli di SRISK superiore a Lehman Brothers. I registri delle iniezioni di capitale alle banche europee da parte dei regolatori nazionali non sono pubblici, e quindi non è chiaro quanto sostegno sia stato fornito ad esse. Tuttavia, la storia dei fallimenti bancari in Europa è fatta di salvataggi che in un modo o nell'altro sono avvenuti. Pertanto, è probabile che risorse sostanziali sono state iniettate in questi istituti finanziari per prevenire il fallimento. La Royal Bank of Scotland fu nazionalizzata dagli inglesi, e la compagnia bancaria HBOS fu venduta a Lloyds con il massiccio aiuto del Tesoro britannico. Grandi quantità di fondi furono messe a disposizione delle altre grandi banche britanniche. È probabile che lo stesso sia accaduto per le altre banche europee. Inoltre, le filiali statunitensi di queste banche sono state in grado di ottenere capitali dalle strutture di liquidità della Federal Reserve e dal TARP. In aggiunta, è probabile che i regolatori nazionali abbiano esercitato tolleranza e non abbiano fatto pressione su banche deboli. Le banche considerate troppo grandi o importanti per fallire potrebbero esser sopravvissute anche quando gravemente sottocapitalizzate. Alla fine di agosto 2008, il SRISK europeo era di \$ 1.719 miliardi, secondo i dati di V-LAB. Questo dato è salito costantemente fino al picco di febbraio 2009 a \$ 2,126 miliardi. Questa cifra è sostanzialmente maggiore del totale del SRISK degli Stati Uniti, dimostrando che la crisi fosse globale. Invece, l'Asia non era una grande contribuente ai livelli di SRISK in quel momento storico. Nell'agosto 2008, il SRISK in Asia era di \$ 527 miliardi ed a febbraio del 2009 era salito a \$ 651 miliardi. La riduzione del SRISK globale dopo la crisi finanziaria ebbe vita breve. Il 6 maggio 2010, i mercati azionari statunitensi hanno risposto all'emergente crisi del debito sovrano greco con il Flash Crash. Il SRISK in Europa è passato

da un minimo di \$ 1,562 miliardi nell'estate del 2009 a un picco di \$ 2,045 miliardi nel gennaio 2012. Questo aumento corrispose ad un crollo dei prezzi delle obbligazioni sovrane di diverse economie dell'Eurozona, in particolare dei paesi periferici Grecia, Italia, Portogallo, Spagna, e l'Irlanda. Molte delle banche detenevano posizioni importanti in queste obbligazioni, e la loro valutazione di mercato declinò rapidamente. Con il declino delle economie locali, le posizioni patrimoniali delle banche sono ulteriormente diminuite e il SRISK è aumentato sostanzialmente. Il tasso di crescita della produzione in Europa ha rallentato da un ritmo già basso e lo stimolo delle banche centrali, in ultimo, ha portato i tassi di interesse a valori negativi. Le istituzioni finanziarie europee più importanti dal punto di vista sistematico al culmine del SRISK nel gennaio 2012 sono elencate nella figura 3.5, che mostra lo stress sulle principali banche d'Europa. Deutsche Bank ha il più alto SRISK, seguita dalle tre grandi banche francesi, BNP Paribas, Credit Agricole e Societe Generale. La Gran Bretagna contribuisce con la Royal Bank of Scotland, Barclays, Lloyds Banking Group e HSBC. UniCredit e Santander sono le uniche banche dei paesi periferici il cui debito ha generato la crisi.

Institution	SRISK % of total	Rank	SRISK (\$ millions)	LRMES	Beta	Correlation	Volatility (%)	Leverage
Deutsche Bank	7.75	1	153,986	70.64	2.4	0.7	47.6	77.2
BNP Paribas	6.7	2	133,169	71.79	2.48	0.59	62.58	53.23
Crédit Agricole	6	3	119,150	73.96	2.63	0.58	63.4	146.31
Royal Bank of Scotland	5.85	4	116,322	65.08	2.06	0.52	51.32	52.75
Barclays	5.79	5	115,044	70.45	2.39	0.56	48.61	57.29
Société Générale	4.27	6	84,762	82.09	3.37	0.59	73.22	78.68
ING Groep	4.2	7	83,361	75.95	2.79	0.62	50.52	48.63
Lloyds Banking Group	3.64	8	72,252	67.37	2.19	0.51	57.14	46.2
UBS Group	3.32	9	65,978	62.35	1.91	0.58	37.39	30.48
UniCredit	3.29	10	65,406	90.87	4.69	0.49	107.52	43.99
HSBC Holdings	3.19	11	63,468	46.83	1.24	0.6	27.49	17.83
Banco Santander	2.76	12	54,752	57.32	1.67	0.61	48.43	22.39
Credit Suisse Group	2.57	13	51,089	64.8	2.04	0.6	38.16	36.83
Commerzbank	2.56	14	50,948	84.26	3.62	0.56	85.15	79.48
AXA	1.83	15	36,289	70.31	2.38	0.63	44.89	24.55
Nordea Bank	1.79	16	35,493	57.16	1.66	0.6	35.7	27.43

Figura 3.5 - Livelli di SRISK delle principali istituzioni finanziarie europee a gennaio 2012 - Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

Nella figura **3.5** il rischio bancario nella crisi dei debiti sovrani appare come francese, tedesco e britannico, a causa del fatto che queste banche estesero i servizi bancari ai paesi periferici. Inoltre, alcune delle banche più deboli d'Europa, come le Cajas spagnola e le Landesbanken tedesca, erano state delistate e pertanto non è possibile costruire alcuna misura SRISK. Il maggior livello di SRISK è dovuto alle banche britanniche, francesi e tedesche, seguite da istituzioni italiane e svizzere. Con il deteriorarsi del settore finanziario europeo, gli Stati Uniti hanno continuato a rafforzarsi, a causa in parte a prove di stress credibili e alla riforma normativa della legge Dodd-Frank. A gennaio 2012, il livello di SRISK statunitense è sceso a \$ 689 miliardi. Al contrario, il SRISK asiatico ha continuato a salire fino a \$ 1,183 nel gennaio 2012. La crisi del debito sovrano europeo è in genere associata a un calo dei prezzi delle obbligazioni sovrane. Tuttavia, queste erano state considerate senza rischi da investitori, agenzie di rating e autorità di regolamentazione. Questo perché, in parte, avevano un prezzo in una valuta comune e, inoltre, c'era anche la possibilità che l'Unione europea sostenesse i debiti dei suoi membri. All'inizio degli stress test europei, non è stato preso in considerazione lo stress sul debito sovrano e il debito sovrano ha continuato ad avere zero peso per quanto riguardava la gestione del rischio delle banche. Pertanto, ancora una volta, una crisi finanziaria fu causata da una classe di attività considerata senza rischi fino al manifestarsi di essi. La risoluzione della crisi del debito sovrano europeo è stata lenta e dolorosa, i paesi membri hanno cercato di evitare di essere accusati per cattiva condotta altrui. La Banca centrale europea ha effettuato ampia stimolazione monetaria, che ha avuto un lento effetto. Alla fine del 2017, l'economia europea era di nuovo in crescita e il livello di SRISK diminuiva. Il livello di SRISK europeo ha raggiunto un minimo di \$ 688 miliardi alla fine di febbraio 2018, ma è risalito a \$ 1,1 trilioni ad agosto, implicando che altre riduzioni del livello dell'indicatore fossero necessarie. Il

terzo picco che si può osservare nella figura 3.2 è quella che può essere definita la crisi del debito asiatico nell'anno 2016. Ad una drastica diminuzione dei livelli di SRISK negli Stati Uniti ed a una più lenta diminuzione in Europa, il continente asiatico vedeva un aumento dei suoi livelli. I due maggiori contribuenti erano il Giappone e la Cina. Prima del 2008, la Cina aveva quasi zero SRISK, ma da allora è aumentato rapidamente. Questa è stata la risposta della Cina alla crisi finanziaria globale: aumentare la liquidità e i prestiti per stimolare l'economia. Le giganti banche di proprietà statali concedono prestiti in gran parte a istituzioni statali e agenzie governative locali. Inoltre, c'è stata una rapida crescita dei servizi bancari ombra, come i prodotti di gestione patrimoniale e prestiti affidati, che per lo più non sono inclusi nel calcolo del SRISK. Il Giappone aveva bassi livelli di SRISK prima della crisi globale, ma il livello è solo aumentato lentamente fino al 2004, poi rapidamente fino al 2012 e poi di nuovo lentamente dal 2013 al 2017. Quest'ultimo periodo corrisponde approssimativamente allo stimolo monetario del Primo Ministro Shinzo Abe. Le attività detenute dalle banche giapponesi comprendono enormi quantità di obbligazioni statali giapponesi. Alla fine del 2017, il SRISK asiatico, classificato in base alle istituzioni, mostrato nella figura 3.6 (pagina 44), è molto elevato. Le banche cinesi e giapponesi quotate mostrano grandi esigenze di capitale in caso di un'altra crisi finanziaria. Tuttavia, si può notare che i beta di queste banche sono tutti bassi e molti sono inferiori a 1. Cioè, le banche non sembrano essere particolarmente rischiose, ma avrebbero bisogno di grandi quantità di capitale se accadesse un'altra crisi finanziaria. Hanno un moderato livello di leva finanziaria, che è una conseguenza della bassa valutazione *market-to-book*.

Guardando come questi numeri sono cambiati dalla crisi finanziaria, è chiaro che l'indicatore SRISK è cresciuto per quasi tutte le istituzioni, e di gran lunga la componente principale dell'aumento è un incremento del debito. Di fatto, l'aumento delle passività è superiore al

100% dell'aumento di SRISK. Sebbene i meccanismi siano diversi, sia la Cina che il Giappone hanno avuto un aumento rapido del debito, e gran parte di questo debito è naturalmente considerato privo di rischio. In entrambi i casi, gran parte del debito è effettivamente o esplicitamente garantito dal governo. In nessuno dei due paesi c'è una crisi che sembra paragonabile alla crisi del debito sovrano europeo, ma entrambi i paesi hanno uno stress economico. Dopo lo scoppio della bolla del mercato azionario in Cina nel 2015, il rallentamento del tasso di crescita dell'economia cinese ha portato a drastici cali dei prezzi delle risorse naturali in tutto il mondo e un aumento in egual misura dello stress bancario nelle economie ricche di risorse naturali. Il rallentamento economico si è stabilizzato, ma sembrano aumentare i livelli del debito per sostenere questo tasso. Poiché le banche sono di proprietà statale, è molto improbabile che falliscano e sono chiaramente troppo grandi per fallire. Di conseguenza, non sono incentivati ad allocare in modo efficiente capitale dalla

Institution	SRISK % of total	Rank	SRISK (\$ millions)	LRMES	Beta	Correlation	Volatility (%)	Leverage
Mitsubishi UFJ Financial Group	8.66	1	148,053	41.68	1.06	0.16	26.39	25.73
China Construction Bank	7.22	2	123,439	40.33	1.01	0.27	19.77	14.83
Bank of China	6.86	3	117,403	37.38	0.92	0.24	16.43	16.86
Mizuho Financial Group	6.3	4	107,800	34.48	0.83	0.18	19.41	37.81
Japan Post Bank	5.96	5	101,909	28.86	0.67	0.11	13.79	30.96
Sumitomo Mitsui Financial Group	5.91	6	101,106	36.98	0.9	0.17	19.86	28.96
Postal Savings Bank of China	5.4	7	92,332	14.74	0.31	0.1	15.04	122.7
Agricultural Bank of China	4.2	8	71,885	12.84	0.27	0.02	17.29	16.24
Bank of Communications	3.76	9	64,372	39.45	0.98	0.23	16.98	20.68
Japan Post Insurance	2.72	10	46,587	30.33	0.71	0.12	15.57	50.3
China CITIC Bank	2.29	11	39,253	41.01	1.03	0.24	16.9	19.57
Sumitomo Mitsui Trust Holdings	2.11	12	36,059	41.3	1.04	0.16	22.25	36.89
Industrial Bank	1.84	13	31,476	18.09	0.39	0.08	15.01	17.7
China Minsheng Banking	1.75	14	29,871	18.48	0.4	0.12	19.73	18.67
Industrial & Commercial Bank of China	1.58	15	27,108	13.81	0.29	0.05	18.56	11.95

Figura 3.6 - Livelli di SRISK delle principali istituzioni finanziarie asiatiche a fine 2017 - Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

massiccia base dei depositi all'economia reale. Questo rallentamento della crescita potrebbe essere l'equivalente cinese di una crisi finanziaria. In Giappone, la mancanza di crescita economica è spesso chiamata "il decennio perduto". La crescita negativa della produzione e la deflazione sono preoccupazioni attuali in Giappone. Queste sono accoppiate alla rapida diminuzione della popolazione e dell'occupazione, principalmente a causa di pensionati di lunga durata. Quindi, ancora una volta, l'economia non assomiglia a una crisi finanziaria assimilabile alla crisi del 2008, ma è plausibile interpretare il malessere economico in Giappone come un tipo di fallimento finanziario.

3.3.6 Quando considerare elevato il livello di SRISK?

Poiché le istituzioni finanziarie sottocapitalizzate sono vulnerabili a shock esterni, i gestori del rischio e i regolatori le spingono a ricapitalizzare. Questi processi di *derisking* e *deleveraging* sono indicatori di una crisi finanziaria. Quindi, partendo da questo presupposto, possiamo stimare l'estensione di sottocapitalizzazione che rende probabile una crisi finanziaria e, dalla stessa analisi, la capacità di un paese a resistere a società finanziarie sottocapitalizzate senza avere una crisi. Questo modello di rischio sistemico presenta due esternalità ampiamente riconosciute. Il rischio di una crisi finanziaria in un paese dipende dal deficit di capitale totale del settore finanziario. Qualunque impresa che riduca il suo deficit di capitale avvantaggia tutte le istituzioni e l'economia nel suo insieme. Allo stesso modo, il rischio di un paese dipende dal SRISK aggregato del resto del mondo. Quindi, un paese che migliora la sua regolamentazione o riduce la sottocapitalizzazione nel suo settore finanziario avvantaggia altri paesi e la stabilità finanziaria globale. Questa impostazione richiede chiaramente regolamentazione e cooperazione per ottenere prestazioni ottimali. L'articolo che è più vicino a stimare la probabilità di crisi aggregata è quello di Adrian, Boyarchenko & Giannone (2016). Esaminano come le condizioni finanziarie negli Stati

Uniti influenzano il PIL degli Stati Uniti e trovano che le condizioni finanziarie deboli comportano un rischio di flessione del PIL. Tuttavia, non calcolano la probabilità di una crisi finanziaria o motivano l'uso del National Financial Conditions Index costruito dalla Federal Reserve Bank di Chicago. Questo indice è composto da oltre 100 serie ma non riflette l'esternalità che un'impresa sottocapitalizzata impone sugli altri. Poiché sono analizzati solo gli Stati Uniti, l'esternalità che un settore bancario sottocapitalizzato impone ad altri paesi non è modellata. È ampiamente riconosciuto che la riduzione dell'indebitamento da parte delle istituzioni finanziarie possa indurre una recessione economica. Esistono molti modi in cui le istituzioni possono ridurre il livello di indebitamento finanziario, prendiamo in considerazione tre strategie. Quando le istituzioni sono esortate a ridurre il loro rischio sistemico o dai gestori del rischio o dai regolatori, una scelta può essere non fare nulla e attendere che la crescita aumenti il loro capitale proprio e, in caso contrario, fare appello per a piano di salvataggio. Una seconda alternativa è quella di vendere nuove azioni (o, equivalentemente, ridurre i dividendi). La terza strategia è quella di vendere attività esistenti e utilizzare i proventi per ridurre il debito. Se le istituzioni decidessero di non fare nulla, il costo per l'autorità di regolamentazione sarebbe la perdita del PIL che sarebbe richiesto per un salvataggio. Pertanto, la misura naturale della gravità del rischio è $SRISK / PIL$. Quando questo rapporto è alto, il rischio è molto alto se le istituzioni scelgono questa strategia. Se le istituzioni scelgono di vendere nuove azioni per raccogliere capitali o ridurre i dividendi, possono diminuire i valori delle azioni esistenti. Questo ha, in parte, un effetto di segnalazione, poiché l'offerta di vendita di azioni segnala che la banca potrebbe essere in difficoltà. Potrebbe anche essere semplicemente un effetto domanda e offerta, in cui più azioni esistono, più basso è il prezzo. In entrambi i casi, maggiore è il volume di azioni che devono essere vendute, maggiore è questo effetto. Quindi, se il valore delle azioni che

devono essere vendute è una grande parte delle azioni già in circolazione, è probabile che l'impatto sui prezzi sia notevole e le istituzioni esiteranno a utilizzare questo canale. Quindi, una naturale misura di questo rischio è $SRISK/MV$, dove MV è la capitalizzazione di mercato. Se l'impresa sceglie di vendere attività e l'importo totale previsto è piccolo rispetto a lo stock di attività, allora la vendita di attività sarà probabilmente conveniente. Pertanto, le istituzioni finanziarie possono scegliere tra questi approcci a seconda del rapporto tra attività e capitalizzazione di mercato dell'intero settore finanziario. Questa misura della leva finanziaria implica che le istituzioni avrebbero maggiori probabilità di aumentare il capitale netto quando la leva finanziaria è bassa e vendere attività quando la leva finanziaria è alta. Poiché le crisi finanziarie spesso coincidono con periodi di elevata leva finanziaria, la vendita di attività è un risultato comune. Questa conclusione è coerente con l'esistenza di un eccesso di debito, che impedisce di implementare strategie altrimenti redditizie. Le vendite di beni hanno una caratteristica dannosa che è stata ampiamente discussa. È probabile che la vendita di molte attività abbassi il prezzo delle attività, e a sua volta aumenti la leva finanziaria di tutte le società finanziarie in possesso di attività simili. La naturale misura del rischio se le istituzioni scelgono di ridurre la leva finanziaria vendendo attività è quindi il rapporto delle attività in vendita rispetto alle attività totali. Questo può essere calcolato analiticamente per il settore finanziario come un insieme, se non vi è alcun impatto sui prezzi. Per ridurre a zero $SRISK$, è necessario vendere $SRISK / k$ attività, quindi il rapporto tra le attività in vendita rispetto alle attività totali è $SRISK / (TA \times k)$. Se questo rapporto è alto, allora anche i costi delle vendite saranno elevati, a causa delle *fire sales*. Per confrontare queste tre misure come indicazioni di quale livello di $SRISK$ sia troppo elevato, Engle & Ruan (2018) usano l'indicatore di crisi di Romer & Romer (2017), che misura non solo l'esistenza di una crisi finanziaria, ma anche la gravità della crisi. La caratteristica

principale che usano per identificare una crisi finanziaria è un'interruzione dell'offerta di credito. La misura dell'intensità della crisi è su una scala da 1 a 15. Queste misure sono costruite per 24 economie sviluppate, nel periodo 2000–2012. Se non c'è crisi, la misura è zero e se la misura è maggiore di 3, diventa più che un piccolo problema di credito. Engle & Ruan (2018) [26] usano queste misure di crisi per 23 dei loro paesi. Calcolano la media delle cifre mensili di SRISK su ciascun periodo, di sei mesi per ciascuno. Sia l'indicatore SRISK specifico per paese che il livello di SRISK del resto del mondo sono inclusi nelle stime. La misura di SRISK divisa per il totale degli assets si ritiene che sia la migliore misura sia empiricamente che teoricamente ed è utilizzata nelle regressioni finali. Poiché la variabile dipendente viene troncata a zero per circa i due terzi delle osservazioni, stimano un modello di Tobit. I risultati sono riportati nella figura 3.7.

Crisis severity and systemic risk measures (Tobit)		
	Domestic model	Global model
SRISK/(TA × k)	18.179*** (1.209)	12.997*** (1.375)
D.SRISK/(TA × k)	6.822*** (1.947)	
World SRISK/(TA × k)		14.300*** (2.413)
D.World SRISK/(TA × k)		8.245*** (2.808)
var(e.CRISIS)	11.185*** (1.273)	9.964*** (1.123)
Country fixed effects	Yes	Yes
Pseudo R ²	0.260	0.290
Observations	561	561

Figura 3.7 – Modello Romer Tobit severità della crisi come funzione del SRISK paese e SRISK del resto del mondo-Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

Un modello di Tobit è definito in termini di una variabile y_l , che dipende da variabili esplicative x e un errore. La variabile dipendente osservata, y , è una versione troncata di y_l .

Supponendo un termine di errore normale, il modello può essere espresso da due equazioni come segue:

$$y = \begin{cases} yl & \text{if } yl > 0, \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$$

$$yl = X\beta + \sigma\varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, 1)$$

Da questo modello si può calcolare la probabilità che la variabile dipendente sia maggiore di un valore $q > 0$ condizionato a X , che è data dalla seguente equazione:

$$P(y > q | X) = P(yl > q | X) = P\left(\varepsilon > \frac{q - X\beta}{\sigma} \middle| X\right) = 1 - \Phi\left(\frac{q - X\beta}{\sigma}\right)$$

Per calcolare la probabilità di una crisi, Engle e Ruan (2018) [26] calcolano la probabilità che l'indicatore di crisi è maggiore di qualche soglia, come ad esempio 4, che rappresenta una lieve crisi nel sistema di Romer. Sostituendo i valori di $(\hat{\beta}, \hat{\sigma})$ nell'equazione e la matrice di dati X , costituita da una media mobile di 6 mesi dei valori del SRISK e delle relative misure, calcolano un valore mensile per la probabilità di crisi e la estrapolano fino alla fine del 2017. Inoltre, calcolano il livello di SRISK che mantiene la probabilità di una crisi inferiore al 50%. Dall'equazione, si può calcolare che la probabilità di una crisi è 1/2 quando $X\hat{\beta} = 4$. La figura 3.7 mostra i risultati di due regressioni, un modello domestico e un modello globale. Il modello domestico, nella prima colonna, formula la crisi in funzione di SRISK/TA e la sua variazione. Il modello globale esprime la crisi in funzione di SRISK/TA e World SRISK/TA e la sua variazione. Per ciascuno di questi modelli vengono calcolati la probabilità di una crisi e la capacità di SRISK. I risultati per gli Stati Uniti,

riguardanti le probabilità di crisi, sono mostrati nella figura 3.8. I due modelli forniscono stime simili per la probabilità che gli Stati Uniti siano in crisi su un periodo di 17 anni, sebbene i picchi siano leggermente più alti nel modello globale. Nel 2008, la probabilità sale all'80% o al 90%, mentre nella crisi del debito sovrano europeo la probabilità è solo circa il 60%.

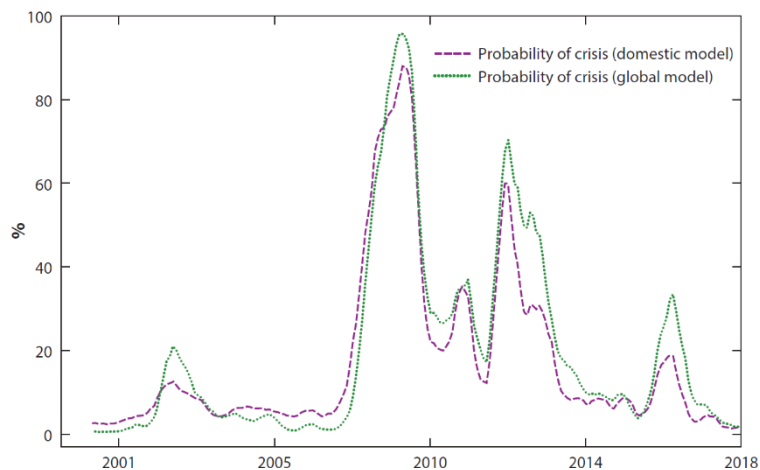


Figura 3.8 – Probabilità di crisi stimata con modello domestico e globale
- Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

3.3.7 Capacità predittiva del SRISK

La maggior parte delle definizioni di rischio sistemico proposte in letteratura sottolineano come un aumento di esso possa avere effetti negativi sull'economia reale. Basandosi su questa nozione, gli autori hanno utilizzato regressioni predittive per mostrare che il SRISK aggregato fornisce dei segnali di allarme di crisi negli indicatori di attività reale. Particolare attenzione è dedicata a dimostrare che la capacità predittiva di SRISK è significativa dopo aver controllato anche altri indici finanziari, come ad esempio, la volatilità del mercato. Nell'esercizio empirico del loro lavoro, gli autori analizzano il potere predittivo delle misure di rischio sistemico negli Stati Uniti utilizzando un arco temporale molto ampio, compreso tra il 1946 e il 2011. Questo campione tuttavia contiene solo alcune crisi finanziarie, come quella del 1991 e del 2007. Infatti, un problema delle misure di rischio sistemico è che si

avvalgono di campioni in cui si sono verificate poche crisi sistemiche, essendo eventi rari. L'idea è che se vi è un aumento della capacità predittiva di SRISK, in futuro vi saranno cali della produzione industriale e del tasso di occupazione. Attraverso una regressione per una previsione *one-step ahead*, usando dati con frequenza mensile: la regressione è così formulata:

$$y_{t+h} = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i+1} + \sum_{i=1}^p \beta_i \Delta \log SRISK_{t-i+1} + \delta' x_t + u_t$$

In cui:

- y_{t+h} indica la variazione mensile della produzione industriale o del tasso di disoccupazione,
- $\Delta \log SRISK_t$ è il tasso di crescita mensile del SRISK aggregato,
- x_t è un vettore di variabili predittive
- u_t è un errore non correlato con i previsori.

La regressione predice il cambiamento delle condizioni economiche h mesi avanti in base ai cambiamenti mensili delle variabili predittive. I risultati sono riportati nella figura 3.9.

Horizon	Industrial Production						Unemployment Rate						
	(1)			(2)			(1)			(2)			
	F-Test	F-Test	Adj R ²	F-Test	F-Test	Adj R ²	F-Test	F-Test	Adj R ²	F-Test	F-Test	Adj R ²	
(a)	1-3	SRISK	IP		SRISK	IP	SRISK	UR		SRISK	UR		
		12.75***	39.01***	21.5%	0.72	47.77***	29.6%	0.00	37.46***	20.3%	2.77*	50.60***	24.7%
	4-6	14.84***	12.78***	15.3%	6.84***	6.12**	15.5%	4.15**	29.64***	17.8%	0.01	39.47***	27.1%
	7-9	6.32**	1.09	3.5%	4.53**	0.18	4.0%	9.85***	19.42***	13.4%	8.20***	15.55***	13.1%
10-12	14.12***	3.65*	12.3%	14.35***	6.87***	11.5%	10.37***	6.79***	9.7%	7.32***	5.30**	11.0%	
(b)	1-3	SRISK	NF-SRISK		SRISK	NF-SRISK	SRISK	NF-SRISK		SRISK	NF-SRISK		
		0.70	9.47***	26.2%	0.12	6.91***	31.0%	0.95	3.38*	20.0%	3.28*	0.93	23.5%
	4-6	11.45***	5.07**	16.3%	4.88**	3.62*	15.7%	1.76	2.20	18.2%	0.00	0.24	26.6%
	7-9	4.85**	6.20**	3.3%	4.12**	3.45*	3.5%	10.02***	3.36*	13.5%	9.20***	2.79*	13.1%
10-12	13.30***	2.75*	11.9%	14.97***	2.16	11.8%	12.80***	2.02	9.3%	9.94***	0.74	10.3%	
(c)	1-3	SRISK	VIX		SRISK	VIX	SRISK	VIX		SRISK	VIX		
		2.82*	12.48***	28.9%	0.39	1.85	32.8%	0.99	3.32*	20.5%	3.54*	1.94	24.6%
	4-6	9.03***	2.67	15.1%	6.36**	0.83	14.7%	0.52	9.48***	21.4%	0.01	0.01	26.6%
	7-9	5.61**	0.18	3.2%	5.23**	3.02*	3.5%	8.71***	0.28	12.5%	7.87***	2.43	12.6%
10-12	13.25***	4.05**	11.8%	14.76***	3.32*	11.7%	8.94***	0.48	9.2%	8.28***	0.75	11.0%	
(d)	1-3	SRISK	TES		SRISK	TES	SRISK	TES		SRISK	TES		
		11.67***	20.92***	25.5%	0.81	2.44	29.8%	2.38	27.15***	28.5%	2.64	16.87***	29.3%
	4-6	14.46***	40.33***	19.7%	7.37***	10.59***	17.7%	2.68	63.41***	27.7%	0.01	17.43***	29.2%
	7-9	5.49**	23.76***	7.7%	5.76**	19.27***	7.4%	9.82***	14.26***	15.3%	9.17***	7.42***	14.2%
10-12	13.40***	2.10	10.2%	14.88***	1.80	9.2%	9.97***	12.88***	12.9%	8.74***	5.02**	11.4%	

Figura 3.9 - Risultati regressione SRISK predizione - Fonte A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk

La figura riporta i coefficienti stimati della regressione. I risultati dimostrano che SRISK è significativo per tutti gli orizzonti temporali di previsione. In generale, i risultati dimostrano che un incremento nei valori aggregati del SRISK predice un declino della produzione industriale futura.

Capitolo 4

Eurostoxx50: previsione con una rete neurale

Nei capitoli precedenti abbiamo analizzato le possibili cause di crisi finanziarie sistemiche attraverso lo studio degli indicatori di rischio sistemico ed abbiamo visto che questi eventi estremi spesso coincidono con elevati livelli di leva finanziaria nei quali le istituzioni sono costrette a vendere attività con un feroce impatto sui prezzi. Questo fenomeno è spesso chiamato la spirale della leva finanziaria, uno scenario in cui il *deleveraging* ottenuto vendendo attività, come minimo, richiede più vendite di quanto inizialmente previsto. Una spirale di leva finanziaria causa la vendita di attività a prezzi inferiori al loro valore fondamentale, le cosiddette *fire sales*. Tuttavia, lo stesso fenomeno può essere visto come un impatto dei prezzi sulla microstruttura di mercato ed è una descrizione delle aspettative degli operatori di mercato che sono ridotte dalle osservazioni della pressione di vendita. In questo caso, il prezzo è depresso perché gli operatori riducono le loro aspettative del valore futuro. In entrambi i contesti, ci sono molti venditori e quantità insufficienti di motivati e ben capitalizzati acquirenti. Di conseguenza, le istituzioni subiscono una perdita di capitale sulle attività. Gli investitori possono vedere questa prospettiva e ridurre le loro valutazioni azionarie in anticipo rispetto al processo di vendita degli attivi. Allo stesso modo, c'è un impatto sull'economia reale, che è sostenuta dal credito concesso dal settore finanziario, dove le istituzioni finanziarie che sono in concorrenza si trovano con un numero esiguo di acquirenti per attività finanziarie, portando a un eccesso del costo del credito. Inoltre, le aspettative negative del futuro dell'economia dovute alla vendita di attività renderanno anche

i debitori sempre più rischiosi. E quando le imprese hanno bisogno di capitale, i mercati finanziari lo negheranno.

Abbiamo, inoltre, approfondito l'indicatore SRISK e osservato le sue performance durante le recenti crisi finanziarie. Ricordiamo la formula del SRISK per l'istituzione *i-esima*:

$$SRISK_{it} = kD_{it} - (1 - k)W_{it}(1 - LMRES_{it}) = W_{it}[kLVG_{it} + (1 - k)LMRES_{it} - 1]$$

Come vediamo, maggiore è il livello di leva finanziaria dell'impresa e maggiore è il *Long Run Marginal Expected Shortfall*, maggiore sarà il livello dell'indicatore, e se parliamo a livello aggregato, maggiore sarà la leva del sistema finanziario maggiore sarà il livello di SRISK aggregato.

Da queste premesse è nata l'ipotesi, che si cercherà di dimostrare con la costruzione di un modello, attraverso intelligenza artificiale, *machine learning* e reti neurali artificiali, che dai livelli aggregati di SRISK dell'area europea riesca a prevedere il livello dell'indice Eurostoxx50, insieme ai valori del beta, della varianza giornaliera, del rapporto di leva finanziaria e del LMRES delle dieci istituzioni finanziarie (elencate a pagina 68) che fanno parte dell'indice.

Nelle pagine successive ci soffermeremo su alcuni aspetti teorici delle reti neurali ricorrenti, spiegherò la configurazione del *dataset* ed illustrerò il modello ed i suoi risultati.

4.1 Le reti neurali artificiali

Le reti neurali artificiali si ispirano al funzionamento delle reti neurali biologiche. Il neurone è una cellula, con una membrana ed un nucleo centrale, ma si differenzia sia anatomicamente che fisiologicamente dalle altre cellule. Il neurone "tipico" presenta da un lato una

protuberanza piuttosto lunga simile ad un filo chiamata assone e dall'altro lato una serie di fili ramificati più corti, spinosi e aguzzi chiamati dendriti. Ciascun neurone riceve segnali attraverso i suoi dendriti, li elabora nel corpo cellulare o soma e poi lancia un segnale tramite l'assone al neurone successivo. Il neurone si eccita mandando un impulso elettrico lungo l'assone. L'assone di un neurone non è direttamente collegato ai dendriti di altri neuroni: il punto in cui il segnale viene trasmesso da una cellula ad un'altra è un piccolo spazio denominato fessura sinaptica. Una sinapsi è formata caratteristicamente da una protuberanza sull'assone chiamata "nodo sinaptico" che sporge e si incastra con una prominenza a forma di spina dorsale sulla superficie del dendrite. L'area tra il bottone e la superficie dendritica postsinaptica è chiamata fessura sinaptica ed è attraverso di essa che il neurone eccitato trasmette il segnale. Il segnale viene trasmesso non da una connessione elettrica diretta tra il bottone e la superficie dendritica, ma dall'emissione di una piccola quantità di fluidi chiamati neurotrasmettitori. Quando il segnale elettrico si muove dal corpo cellulare lungo l'assone fino alla fine del bottone, questi provoca l'emissione di fluidi neurotrasmettitori nella fessura sinaptica. Questi ultimi entrano in contatto con dei recettori posti sul lato dendritico postsinaptico. Ciò causa l'apertura dei canali, gli ioni e gruppi di atomi carichi elettricamente entrano ed escono dal lato dendritico, alterando così la carica elettrica del dendrite. Lo schema è dunque il seguente: vi è un segnale elettrico sul lato dell'assone seguito da una trasmissione chimica nella fessura sinaptica, seguito da un segnale elettrico sul lato del dendrite. La cellula riceve un'intera serie di segnali di suoi dendriti, li somma all'interno del suo corpo cellulare e, sulla base della somma, aggiusta la frequenza delle scariche da inviare alla cellula successiva. I neuroni ricevono sia segnali eccitatori, ovvero segnali che tendono ad aumentare la loro frequenza di scarica, che segnali inibitori, quelli cioè che tendono a diminuire la loro frequenza di scarica.

Allo stesso modo, pensando ad una rete neurale artificiale, lo strato di input può essere visto come i dendriti del neurone biologico, gli strati nascosti, cosiddetti *hidden layers*, costituiscono la “soma” delle reti neurali dove vengono elaborati i segnali e data una ponderazione a ciascun input, per poi trasmetterli allo strato di output, come si può osservare nella figura 4.1.

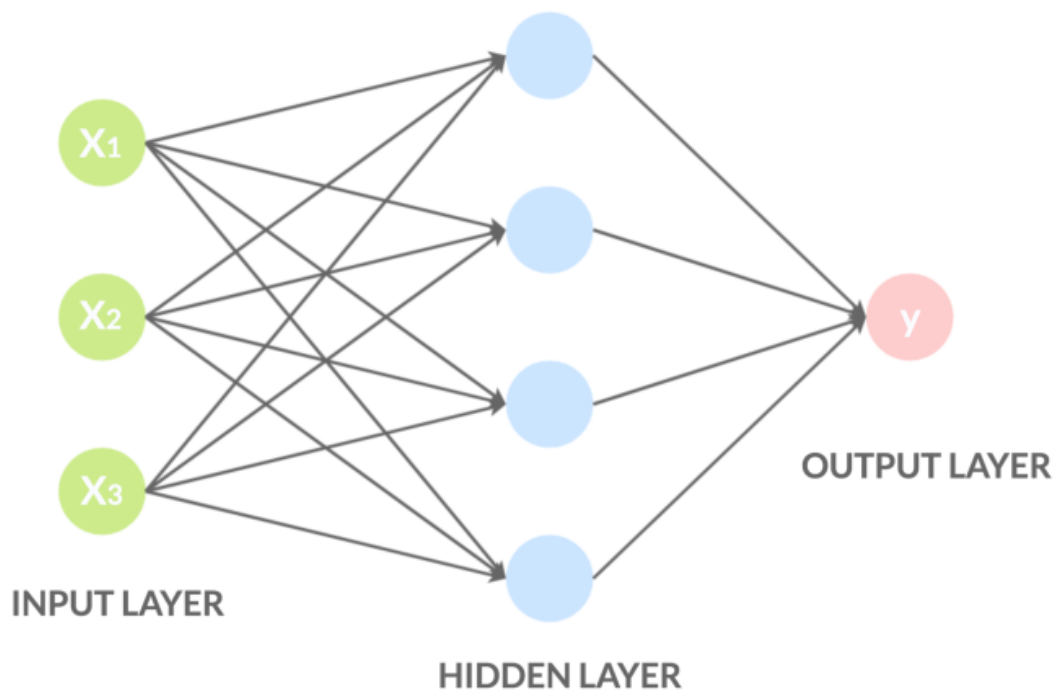


Figura 4.1 – struttura di una rete neurale

Ci sono diverse tipologie di reti neurali artificiali, che possono essere suddivise in base allo scopo e al metodo di apprendimento.

Per quanto riguarda il metodo di apprendimento abbiamo due tipologie:

- Apprendimento supervisionato, in cui è definito un risultato concreto per tutti gli input
- Apprendimento non supervisionato, in cui non sono presenti output ed il sistema si addestra esclusivamente sulla base delle informazioni date dagli input

Per quanto riguarda lo scopo della rete, abbiamo:

- Reti *feed forward*, nelle quali durante l'addestramento le informazioni possono essere condotte in una sola direzione, dai nodi di ingresso, attraverso gli strati nascosti fino ai nodi di output
- Reti neurali *ricorrenti*, dove i valori di uscita di uno strato superiore vengono utilizzati come valori di ingresso di uno strato inferiore. Quest'interconnessione tra strati permette l'utilizzo di uno degli strati come memoria di stato, e consente, fornendo in ingresso una sequenza temporale di valori, di modellarne un comportamento dinamico temporale dipendente dalle informazioni ricevute agli istanti di tempo precedenti

4.1.1 Il *gradient descent*

Il metodo di apprendimento delle reti neurali si basa sul *gradient descent* che consiste in un algoritmo di ottimizzazione iterativa del primo ordine, che ci permette di trovare il minimo della funzione di costo, quindi di un gradiente che indica l'inclinazione della funzione di costo. Il gradiente è un vettore e ciascuno dei suoi valori è una derivata parziale, rispetto ad una specifica variabile. Nel caso delle reti neurali, il gradiente è formato dalle derivate parziali della funzione di costo rispetto ad i pesi che la rete neurale assegna agli input. Infatti, come abbiamo visto, nelle reti neurali, gli input vengono propagati in avanti con i pesi assegnati per arrivare all'output. Una volta confrontati i valori dell'output con la sommatoria ponderata degli input, la rete calcola l'errore, che viene propagato all'indietro attraverso il meccanismo di *back propagation* e il *gradient descent* computa tutte le derivate parziali della funzione di costo rispetto ai pesi e ad i *bias* per minimizzare l'errore. Un parametro molto importante del *gradient descent* è il tasso di apprendimento, ossia la lunghezza del "passo"

che l’algoritmo deve compiere durante la discesa. Un tasso di apprendimento elevato può agevolare a livello di tempo computazionale ma ha il rischio di superare il punto di minimo, mentre un tasso di apprendimento troppo basso ci permette di spostarci con sicurezza lungo il “sentiero” negativo della funzione di costo poiché viene ricalcolato frequentemente, ma il calcolo potrebbe richiedere molto tempo.

Esistono tre metodi di *gradient descent* e differiscono in base alla quantità di dati utilizzati per calcolare il gradiente:

- Metodo *full batch gradient descent*, calcola l’errore per ogni osservazione nel dataset, ma esegue aggiornamento solo dopo che i dati sono stati tutti valutati
- Metodo *stochastic gradient descent* che esegue un aggiornamento dei parametri per ogni osservazione. Quindi, invece di eseguire il ciclo su ogni osservazione, è sufficiente un ciclo per eseguire l’aggiornamento dei parametri
- Metodo *minibatch gradient descent*, che è una via di mezzo tra il *full batch* e lo *stochastic*, infatti esegue l’aggiornamento per un sottoinsieme delle osservazioni

4.1.2 Le funzioni di costo

La funzione di costo da minimizzare è un parametro da scegliere durante la compilazione del modello, enunciamo le tipologie principali riguardanti le reti neurali ricorrenti:

- *Mean squared error*, che è calcolata come la media delle differenze quadrate tra il valore predetto e il valore reale
- *Mean squared logarithmic error*, che calcola prima il logaritmo di ognuno dei valori predetti e poi la media delle differenze quadrate, è utilizzata se il valore *target* ha molta differenza nei valori e quindi si evita di “punire” eccessivamente il modello nel caso predica valori distanti dalla media

- *Mean absolut error*, che è calcolata come la media delle differenze assolute tra il valore attuale ed il valore predetto dal modello. Viene utilizzata quando la variabile *target* ha una distribuzione pressoché gaussiana, ma potrebbe avere degli *outliers*

4.1.3 Le funzioni di attivazione

Le funzioni di attivazione servono per modulare il segnale totale che un neurone riceve. Il segnale che viene ricevuto è dato dalla sommatoria degli input ponderata per i pesi che la rete neurale ha loro attribuito:

$$\sum_i w_{i,j} x_i$$

Dove:

- $w_{i,j}$ rappresentano i pesi
- x_i rappresentano gli input

Che come input prende un vettore di numeri e come output ottiene uno scalare.

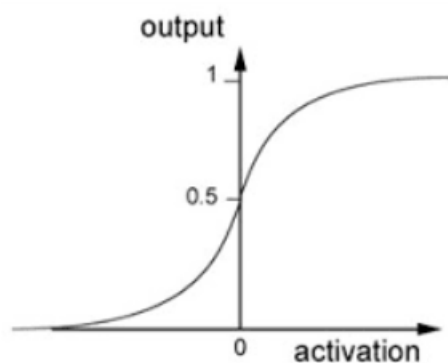
La funzione di attivazione ha l'obiettivo di modulare in modo non-lineare lo scalare.

Esistono diversi tipi di funzione di attivazione, le più utilizzate nelle reti neurali ricorrenti sono:

- La funzione sigmoide o logistica:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

dove i valori sono scalati tra 0 e 1

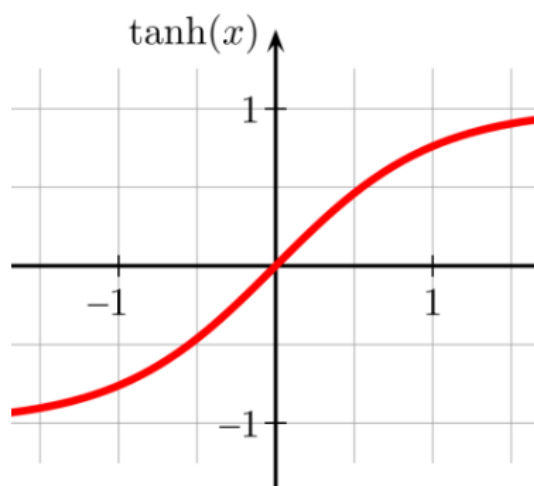


I numeri maggiormente negativi vengono ridimensionati a 0, quelli maggiormente positivi a 1

- La funzione tangente iperbolica

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

dove i valori vengono scalati tra -1 e 1

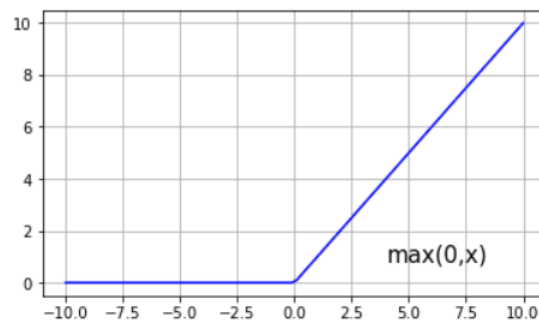


Come si osserva, per valori di x che tendono a $+\infty$ l'output tende a 1, viceversa tende a -1.

- La funzione ReLu (Rectified Linear Unit)

$$f(x) = (0, \max)$$

che restituisce valori tra 0 e $+\infty$



4.1.4 Il problema della scomparsa del gradiente nelle RNN

Una rete neurale ricorrente è un modello di tipo sequenziale dove gli input sono composti da dati che sono disposti in maniera sequenziale, come ad esempio un testo che è composto da una sequenza di parole, che a loro volta sono composte da sequenze di lettere, un suono che è composto da una serie di onde ad una determinata frequenza, un video che è una sequenza di immagini, serie temporali come ad esempio quelle di un titolo azionario che sono composte da una serie di dati, valori numerici, dipendenti dal tempo.

Una caratteristica delle RNN è che l'addestramento viene effettuato attraverso la *Back propagation through time (BPTT)*, in cui l'errore non viene più propagato verso l'indietro ossia dall'output verso l'input ma anche da destra verso sinistra, ossia anche attraverso il tempo ed è proprio qui che si presenta il problema della scomparsa del gradiente attraverso le diverse esecuzioni all'indietro della rete. Infatti, il gradiente potrebbe venire ripetutamente

moltiplicato per delle ponderazioni che hanno un valore inferiore ad 1 e quindi potrebbe arrivare alle esecuzioni iniziali della rete con un valore molto vicino allo 0. Questo vuol dire che anche delle forti variazioni delle *features* dei primi strati influiranno in maniera molto marginale sull'output della rete. In pratica a causa della scomparsa del gradiente si perdono le dipendenze dell'output dalle prime osservazioni all'interno della nostra sequenza.

Il problema annoso della scomparsa del gradiente è stato risolto grazie all'introduzione delle reti *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

4.1.5 Le reti LSTM

Le reti ricorrenti LSTM furono introdotte nel 1997 da Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber [27]. Sono un particolare tipo di rete neurale ricorrente e sono state esplicitamente ideate per evitare il problema delle dipendenze di lungo termine.

La caratteristica principale delle reti LSTM è il *cell state*. Può essere visto come un semplice nastro trasportatore che scorre lungo tutta l'intera catena, attraverso delle semplici interazioni lineari, per cui le informazioni possono scorrervi invariate, come osservabile nella figura 4.2.

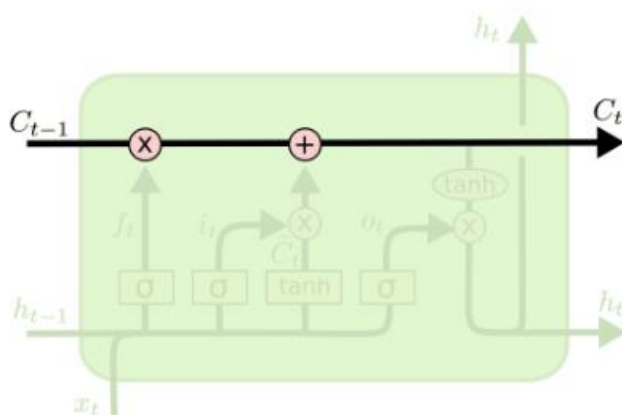


Figura 4.2 – unità rete LSTM Cell State

La rete LSTM ha la capacità di rimuovere o aggiungere informazioni al *cell state*, attraverso la regolazione di strutture chiamate *gates*. I *gates* permettono di far passare facoltativamente le informazioni dalla rete LSTM e sono composti da una funzione di attivazione sigmoidea e dall'operatore moltiplicativo (figura 4.3).

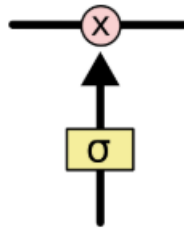


Figura 4.3 – funzione attivazione sigmoidea

Come abbiamo visto in precedenza la funzione sigmoidea ha come output uno scalare tra 0 e 1, in questo caso ci dice quanto di ogni componente deve essere lasciato passare. Intuitivamente un valore pari a 0 vorrà significare che non deve essere lasciato passare nulla, al contrario un valore pari a 1 lascia passare tutta l'informazione. Una rete LSTM ha 3 *gates*, con il compito di proteggere e controllare il *cell state*.

Quindi, il primo step della rete LSTM è quello di decidere quale informazione lasciare passare attraverso il *cell state*. La decisione è presa in base all'output da uno strato sigmoide. Chiamato *forget gate*. Guarda all'informazione h_{t-1} e all'input x_t , e produce un numero tra 0 e 1 per ogni numero nel *cell state* C_{t-1} (figura 4.4).

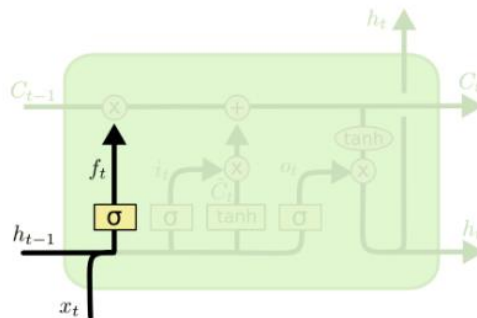


Figura 4.4 – unità rete LSTM Forget gate

Dove:

$$f_t = \sigma (W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Con:

- σ , funzione sigmoidea
- $W_f [h_{t-1}, x_t]$, ponderazione tra informazione precedente e input
- b_f , bias

Lo step successivo è decidere quale informazione immagazzinare nel *cell state*. Questo passaggio è diviso in due parti. La prima è composta da un *input gate layer*, dove decide quale valore caricare. La seconda parte è uno strato con funzione tangente iperbolica che crea un vettore di nuovi candidati \tilde{C}_t che possono essere aggiunti (figura 4.5).

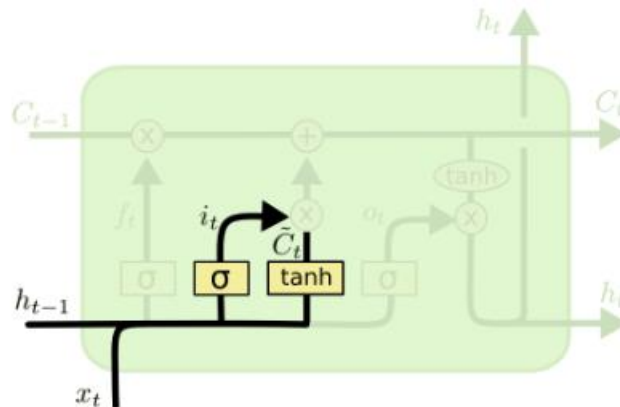


Figura 4.5 – unità rete LSTM Input gate

Dove:

$$i_t = \sigma (W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh (W_C [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

Il passaggio successivo è quello di caricare il vecchio stato C_{t-1} nel nuovo stato C_t , quindi attua ciò che ha deciso nei passaggi precedenti (figura 4.6)

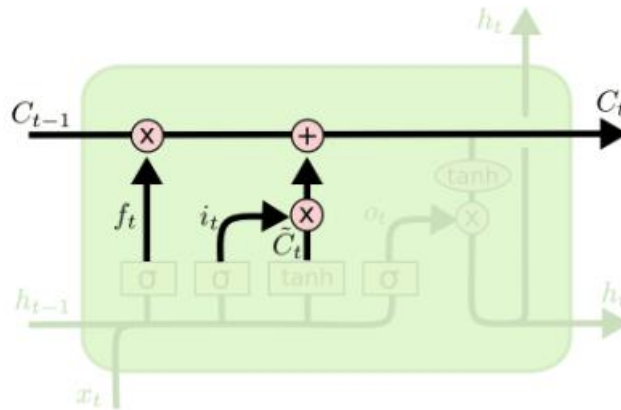


Figura 4.6 – unità rete LSTM Old state – New state

Dove:

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t$$

Infine, la rete decide l'output, che sarà basato sul *cell state*, che sarà una versione filtrata. Infatti, prima viene utilizzato uno strato con funzione sigmoidea che decide quale parte del *cell state* sta andando a produrre, poi il *cell state* viene fatto passare attraverso la funzione tangente iperbolica che produce valori tra -1 ed 1 e viene moltiplicato per il valore del *sigmoid gate* (figura 4.7).

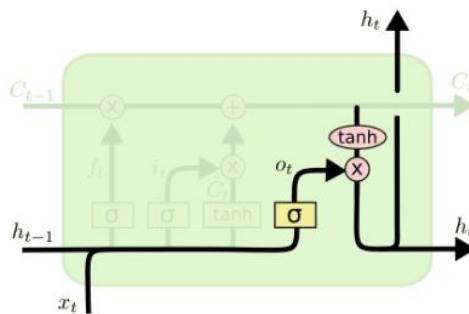


Figura 4.7 – unità rete LSTM funzione attivazione tangente iperbolica

Dove:

$$o_t = \sigma (W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t \times \tanh (C_t)$$

4.1.6 Stateful vs Stateless

Una importante differenza nelle reti neurali LSTM è quella tra la configurazione *stateful* e quella *stateless*. Come abbiamo approfondito nella sezione precedente ogni unità di LSTM ha dei *gates* che regolano la quantità di informazione da preservare o meno dalle informazioni precedenti.

Di default, ad ogni *timestep* gli stati di questi *gates* cambiano. Quindi quando la rete si muove verso un successivo lotto di dati (*batch*) è possibile resettare questi stati ed iniziare da capo (*stateless*), oppure ripartire dagli stati precedenti (*stateful*).

4.2 Configurazione del *dataset*

La configurazione del *dataset* costituisce un passaggio preliminare ed importante per poi addestrare una rete neurale. La qualità e la quantità dei dati sono fattori che incidono in maniera determinante sulla qualità del modello, e conseguentemente sulla predizione.

Sul sito V-LAB della NYU (*New York University*) si trovano i dati aggiornati mensilmente dell'indicatore SRISK, nei 3 modelli, ed è possibile selezionare l'area geografica, il paese, il continente che si vuole visualizzare, oltre alla possibilità di vedere il contributo di ogni singola istituzione. Tuttavia, i dati mensili, considerando un periodo di 19 anni (dal 2001 al 2020) sarebbero risultati troppo modesti per l'addestramento di una rete neurale (228 dati di SRISK aggregato). Dal format dei contatti del sito sono riuscito a contattare direttamente la

NYU per chiedere se fosse possibile avere i dati dell'indicatore con la minima frequenza possibile.

Mi è stato inviato un file contenente oltre mille files con estensione *csv*, in cui ognuno corrisponde ad un'azienda finanziaria che è calcolata nel loro modello GMES (*Global Systemic Risk Analysis*).

Ogni file, quindi, corrisponde ad un'impresa finanziaria ed è composto da otto colonne:

- La prima colonna corrisponde alla data
- La seconda corrisponde al LMRES per la data azienda nel dato giorno rispetto al MSCI All-Country World Index
- La terza corrisponde alla varianza giornaliera (non annualizzata) dell'azienda nel dato giorno
- La quarta rappresenta il Beta dell'azienda rispetto al MSCI All-Country World Index usando il modello DCB (*Dynamic Conditional Beta*)
- La quinta indica la correlazione dell'azienda rispetto MSCI All-Country World Index
- La sesta rappresenta il rapporto di leva finanziario dell'azienda
- La settima indica il livello dell'indicatore SRISK nel dato giorno

Tutte i dati analizzati assumono che la crisi sia definita con un declino del 40% nel mercato.

Tutte le *time series* sono in dollari statunitensi (USD).

Inoltre, nella cartella è presente un file denominato "*lookup.dat*" che contiene informazioni riguardo ogni file ".*csv*", incluso il continente a cui l'impresa finanziaria appartiene e se ancora attiva o meno.

Per quanto riguarda l'indice Eurostoxx50 ho acquisito i dati (prezzo di chiusura e volumi) con frequenza giornaliera sulla piattaforma Thomson Reuters (con account messo a disposizione dall'università LUISS) dal 21 marzo 2011 al 17 aprile 2020, sempre in formato

csv. Contestualmente ho acquisito il valore del cambio euro/dollaro statunitense per lo stesso *range* di date e con la stessa frequenza e trasformato i dati dell'indice da euro a USD.

Quindi, i dati di input per la rete neurale sono:

- Livello aggregato SRISK europeo, frequenza giornaliera
- I dati LMRES, Beta, varianza giornaliera, rapporto di leva finanziaria delle dieci istituzioni finanziarie che si trovano nel paniere dell'Eurostoxx50, frequenza giornaliera
- I volumi dell'indice Eurostoxx50 con frequenza giornaliera, frequenza giornaliera

L'output è il vettore dei valori di chiusura giornalieri dell'indice Eurostoxx50 *one-step ahead*.

Le dieci istituzioni finanziarie che fanno parte dell'indice Eurostoxx50 sono:

- Allianz, tedesca
- AXA, francese
- Deutsche Boerse, tedesca
- BNP Paribas, francese
- Banco Santander, spagnola
- Muenchener Rueckversicherungs-Gesellschaft, tedesca
- Intesa San Paolo, italiana
- ING Groep, olandese
- Banco Bilbao Vizcaya Argentaria, spagnola
- Societe Generale, francese

Per il lavoro è stato utilizzato il linguaggio di programmazione Python (versione 3.7) attraverso il software Spyder.

Prima del codice principale, sono state definite delle funzioni per calcolare tutti i vettori di input ed output, in modo da poterle poi richiamare al momento della compilazione del codice principale.

La prima funzione è “*elaborate_array_srisk*”, come da figura 4.8.

```
def elaborate_array_srisk(filename,date_under_analysis,end_date):

    num_days= calculate_number_of_days(date_under_analysis,end_date)
    next_date=date_under_analysis
    values_of_firm=np.array([])
    with open(filename) as csv_file:
        csv_reader= csv.reader(csv_file, delimiter=',')
        line_count=0
        time_ok=0
        time_repeated=0
        time_zero=0
        for row in csv_reader:
            line_count+=1
            date_srisk=int(row[0])
            python_date = datetime(*xlrd.xldate_as_tuple(date_srisk, 0))

            if (python_date==next_date and python_date<=end_date):

                values_of_firm=np.append(values_of_firm,max(float(row[6]),0))
                time_ok+=1
                next_date=python_date+timedelta(days=1)
            else:
                if python_date>next_date and python_date<=end_date :

                    if (len (values_of_firm)>0): #
                        delta= python_date-next_date
                        days_missing=delta.days

                        for i in range(0,days_missing):
                            toadd=next_date+timedelta(days=i)

                            if toadd.weekday()<5:
                                #
                                values_of_firm=np.append(values_of_firm,values_of_firm[len (values_of_firm)-1])
                                time_repeated+=1
                            values_of_firm=np.append(values_of_firm,max(float(row[6]),0))
                            time_ok+=1
                            next_date=python_date + timedelta(days=1)

                    else:
                        delta= python_date-next_date
                        days_missing=delta.days

                        for i in range(0,days_missing):
                            toadd=next_date+timedelta(days=i)
                            if toadd.weekday()<5:

                                values_of_firm=np.append(values_of_firm,0)
                                time_zero+=1
                            values_of_firm=np.append(values_of_firm,max(float(row[6]),0))
                            time_ok+=1
                            next_date=python_date + timedelta(days=1)
    aux= np.concatenate ((values_of_firm,np.zeros(num_days-len(values_of_firm))))#.reshape(1,num_days)
    trail_days=num_days-len(values_of_firm)
    return  aux.reshape(1,num_days)
```

Figura 4.8 – *elaborate_array_srisk* code – elaborazione personale

Questa funzione calcola i valori del SRISK, prendendo in input l'intervallo di date e l'azienda finanziaria. Se la data di inizio (in questo caso 23 marzo 2001) è antecedente al primo valore disponibile per quella istituzione finanziaria, inserisce il valore 0. Nel caso in cui un dato giornaliero non è presente inserisce l'ultimo valore disponibile. Se la data finale è successiva all'ultimo valore disponibile per la data azienda, allora il codice inserisce il valore 0 fino alla data finale. Il codice non inserisce alcun valore per i fine settimana.

Dopodiché è stata necessaria una funzione per calcolare il SRISK aggregato, denominata “*calculate_srisk_array*” come da figura 4.9.

```
def calculate_srisk_array(start_date, end_date):
    date_under_analysis=start_date
    end_date=end_date
    num_days= calculate_number_of_days(date_under_analysis,end_date)
    values=np.empty([1,num_days])
    with open('lookup.dat') as csv_file:
        csv_reader= csv.reader(csv_file, delimiter=',')
        line_count=0
        european=0
        sum_value=0
        for row in csv_reader:
            if line_count==0:
                line_count+=1
            else:
                if row[3]=="Europe":
                    values_of_firm=elaborate_array_srisk (f'./outputdata/{row[0]}',date_under_analysis, end_date)
                    values=np.append(values,values_of_firm,axis=0)
                    european+=1
                    line_count+=1
    matrix_of_values = np.matrix(values)
    matrix_of_values = np.delete(matrix_of_values, (0), axis=0)
    sums=np.sum(matrix_of_values, axis = 0)
    return sums
```

Figura 4.9 – calculate_srisk_array code – elaborazione personale

Questa funzione, dato l'intervallo di date per ogni azienda chiama la funzione “*elaborate_array_srisk*”, concatena i risultati di tutte le istituzioni, li somma su base giornaliera e restituisce il vettore SRISK. Ricordiamo che la somma del SRISK aggregato calcola solo le istituzioni che hanno un valore positivo.

Per il calcolo degli input riguardanti le singole istituzioni finanziarie che fanno parte dell'indice Eurostoxx50 è stata prima definita una funzione “*elaborate_array_generic*” che data un'azienda, un intervallo di date ed un campo di interesse (in questo caso il numero di

```
def elaborate_array_generic(filename,column,date_under_analysis,end_date):

    num_days= calculate_number_of_days(date_under_analysis,end_date)
    filename='./outputdata/'+filename
    next_date=date_under_analysis
    values_of_firm=np.array([])
    with open(filename) as csv_file:
        csv_reader= csv.reader(csv_file, delimiter=',')
        line_count=0
        time_ok=0
        time_repeated=0
        time_zero=0
        for row in csv_reader:
            line_count+=1
            date_srisk=int(row[0])
            python_date = datetime(*xlrd.xldate_as_tuple(date_srisk, 0))

            if (python_date==next_date and python_date<=end_date):
                values_of_firm=np.append(values_of_firm,row[column])
                time_ok+=1
                next_date=python_date+timedelta(days=1)
            else:
                if python_date>next_date and python_date<=end_date :

                    if (len (values_of_firm)>0):

                        delta= python_date-next_date
                        days_missing=delta.days

                        for i in range(0,days_missing):
                            toadd=next_date+timedelta(days=i)

                            if toadd.weekday()<5:

                                values_of_firm=np.append(values_of_firm,values_of_firm[len (values_of_firm)-1])
                                time_repeated+=1
                            values_of_firm=np.append(values_of_firm,row[column])
                            time_ok+=1
                            next_date=python_date + timedelta(days=1)

                    else:

                        delta= python_date-next_date
                        days_missing=delta.days
                        for i in range(0,days_missing):
                            toadd=next_date+timedelta(days=i)
                            if toadd.weekday()<5:
                                values_of_firm=np.append(values_of_firm,0)
                                time_zero+=1
                            values_of_firm=np.append(values_of_firm,row[column])
                            time_ok+=1
                            next_date=python_date + timedelta(days=1)

        aux= np.concatenate ([values_of_firm,np.zeros(num_days-len(values_of_firm))])
        return aux.reshape (1,num_days)
```

Figura 4.10 – *elaborate_array_generic* code – elaborazione personale

colonna corrispondente al valore di interesse nel file *csv*), costruisce il vettore con i valori giornalieri di quel dato per la determinata azienda, come da figura 4.10.

Dopodiché è stata definita un'altra funzione “*calculateXFinance*”, che dato un intervallo di date per ogni azienda e per ogni campo di interesse concatena i vettori risultanti dalla funzione “*elaborate_array_generic*” e restituisce una matrice, vedasi figura 4.11.

```

def calculateXFinance(start_date,end_date):
    files=["ALU_GR.csv","CS_FP.csv","DB1_GR.csv","BNP_FP.csv","SAN_SM.csv","MUU2_GR.csv","ISP_IM.csv","INGA_NA.csv","BBUA_SM.csv","GLE_FP.csv"]
    columns=[1,2,3,5]
    num_days= calculate_number_of_days(start_date,end_date)
    values=np.empty([num_days,1])

    for filename in files:
        for col in columns:
            arrayfield=elaborate_array_generic(filename,col,start_date,end_date)
            values=np.append(values,arrayfield.transpose(),axis=1)

    matrix_of_values = np.matrix(values)
    matrix_of_values = np.delete(matrix_of_values, (0), axis=1)
    return matrix_of_values

```

Figura 4.11 – calculateXFinance code – elaborazione personale

Come si nota dalla figura il codice seleziona i file *csv* corrispondenti alle istituzioni finanziarie che fanno parte dell’indice Eurostoxx50 e il campo di interesse corrispondente alle colonne 1, 2, 3, 5 (il linguaggio di programmazione Python indicizza le colonne a partire dal valore 0, quindi la colonna 1 sarebbe in realtà la numero 2 del file e così via).

Sia per la funzione “*calculateXFinance*” che per la funzione “*calculate_srisk_array*” per ogni azienda vengono calcolati tutti i valori di interesse e successivamente concatenati per ridurre il numero complessivo di accessi a file (in questo caso “*n_istituzioni*” accessi a file). L’alternativa sarebbe stata per ogni data effettuare una lettura da file per ogni azienda (*n_dates* x *n_istituzioni* accessi a file).

Per il calcolo del vettore dei volumi dell’indice Eurostoxx50 è stata scritta una funzione che dato un intervallo di date restituisce i valori giornalieri dei volumi dell’Eurostoxx50, esclude i fine settimana e nel caso di un valore assente inserisce il valore precedente, come da figura **4.12**. Lo stesso ragionamento vale per il calcolo del vettore con i valori dei di chiusura giornalieri dell’indice Eurostoxx50, figura **4.13**.

Definite queste funzioni, dal codice principale, sono state richiamate per calcolare le variabili “*eurostoxx*”, “*eurostoxx_volums*”, “*X_finance*”, “*srisk*”.

A questo punto, è stato impostato il codice per lavorare con le *time-differences* in modo da rendere tutte le serie temporali stazionarie, vedasi figura **4.14**.

```
def calculate_eurostoxx_volumes_array(start_date, end_date):
    with open('./serie_storiche_eurostoxx/eurostoxx50daily_volumes.csv') as csv_file:
        csv_reader= csv.reader(Csv_file, delimiter=',')
        line_count=0
        values=np.array([])
        next_date=start_date
        time_ok=0
        time_repeated=0
        time_zero=0
        num_days= calculate_number_of_days(start_date,end_date)
        for row in csv_reader:
            if line_count==0:
                line_count+=1
            else:
                date_eurostoxx=int(row[0])
                python_date = datetime(*xlrd.xldate_as_tuple(date_eurostoxx, 0))

                if (python_date==next_date and python_date<=end_date):
                    value=float(row[1])
                    values=np.append(values,value)
                    next_date=python_date + timedelta(days=1)
                    time_ok+=1
                    line_count+=1
                else:
                    if python_date>next_date and python_date<=end_date : #
                        if (len (values)>0):
                            delta= python_date-next_date
                            days_missing=delta.days

                            for i in range(0,days_missing):
                                toadd=next_date+timedelta(days=i)

                                if toadd.weekday()<5:
                                    #
                                    values=np.append(values,values[len (values)-1])
                                    time_repeated+=1
                                value=float(row[1])
                                values=np.append(values,value)

                                time_ok+=1
                                next_date=python_date + timedelta(days=1)
                            else:
                                delta= python_date-next_date
                                days_missing=delta.days

                                for i in range(0,days_missing):
                                    toadd=next_date+timedelta(days=i)

                                    if toadd.weekday()<5:
                                        #
                                        values=np.append(values,0)
                                        time_zero+=1

        aux= np.concatenate([values,np.zeros(num_days-len(values))])#.reshape(1,num_days)
        trail_days=num_days-len(values)
        return aux.reshape(1,num_days)
```

Figura 4.12 – calculate_eurostoxx_volumes_array code – elaborazione personale

```
def calculate_eurostoxx_array(start_date, end_date):
    with open('./serie_storiche_eurostoxx/eurostoxx50daily.csv') as csv_file:
        csv_reader= csv.reader(Csv_file, delimiter=',')
        line_count=0
        values=np.array([])
        next_date=start_date
        time_ok=0
        time_repeated=0
        time_zero=0
        num_days= calculate_number_of_days(start_date,end_date)
        for row in csv_reader:
            if line_count==0:
                line_count+=1
            else:
                date_eurostoxx=int(row[0])
                python_date = datetime(*xlrd.xldate_as_tuple(date_eurostoxx, 0))
                if (python_date==next_date and python_date<=end_date):
                    value=float(row[1])
                    values=np.append(values,value)
                    next_date=python_date + timedelta(days=1)
                    time_ok+=1
                    line_count+=1
                else:
                    if python_date>next_date and python_date<=end_date :
                        if (len (values)>0):
                            delta= python_date-next_date
                            days_missing=delta.days

                            for i in range(0,days_missing):
                                toadd=next_date+timedelta(days=i)

                                if toadd.weekday()<5:
                                    values=np.append(values,values[len (values)-1])
                                    time_repeated+=1
                                value=float(row[1])
                                values=np.append(values,value)
                                time_ok+=1
                                next_date=python_date + timedelta(days=1)
                            else:
                                delta= python_date-next_date
                                days_missing=delta.days

                                for i in range(0,days_missing):
                                    toadd=next_date+timedelta(days=i)

                                    if toadd.weekday()<5:
                                        values=np.append(values,0)
                                        time_zero+=1

        aux= np.concatenate([values,np.zeros(num_days-len(values))])
        trail_days=num_days-len(values)
        return aux.reshape(1,num_days)
```

Figura 4.13 – calculate_eurostoxx_array code – elaborazione personale

```

#calculate input and output arrays
eurostoxx = calculate_eurostoxx_array(start_date, end_date)
eurostoxx_volums = calculate_eurostoxx_volums_array(start_date, end_date)
X_finance = calculateXFinance(start_date, end_date)
srisk = calculate_srisk_array(start_date, end_date)

#working time-differences
srisk_d=make_differential(srisk)
eurostoxx_d=make_differential(eurostoxx)
X_finance_d=make_differential(X_finance)
eurostoxx_volums_d=make_differential(eurostoxx_volums)

```

Figura 4.14 – calculate input and output arrays e working-time-differences code– elaborazione personale

Per le *time-differences* è stata definita una funzione “*make_differential*” che dato un *dataset* restituisce vettori di *time-differences* calcolate come $X_t - X_{t-1}$, figura 4.15.

```

def make_differential(data):

    n_row,n_col=data.shape
    values=np.empty([len(data),1])

    for i in range(0,n_col):
        x=list(map(float,data[:,i]))
        x_yesterday= np.roll(x,1,axis=0)
        x_diff=x-x_yesterday
        x_diff[0]=0
        x_diff=x_diff[:,np.newaxis]
        values=np.append(values,x_diff,axis=1)

    matrix_of_values = np.matrix(values)

    matrix_of_values = np.delete(matrix_of_values, (0), axis=1)

    return matrix_of_values

```

Figura 4.15 – make_differential code – elaborazione personale

Inoltre, come input, sono stati inseriti 15 termini autoregressivi del vettore “*srisk*”, 15 termini autoregressivi dei vettori di “*X_finance*” e 5 termini autoregressivi del vettore “*eurostoxx_volums*”, definendo la funzione “*add_regressive_terms*”, figura 4.16 e richiamandola all’interno del codice, vedasi figura 4.17.

A questo punto, è stato possibile creare la matrice che sarà il *dataset* del modello.

Come possibile osservare nella figura 4.18 sono state definite tutte le X (X1, X2, X4, X5, X6) che vanno a formare i dati di input del modello, eliminando l'ultima riga per avere la previsione dell'ultimo valore della Y, che a sua volta è stata ritardata di un giorno attraverso la funzione *np.roll*.

```
def add_regressive_terms(data, steps):
    n_row, n_col = data.shape
    data_original = data
    for i in range(1, steps):
        data_to_attach = np.roll(data_original, i, axis=0)
        data_to_attach[:, :] = 0.0
        data = np.append(data, data_to_attach, axis=1)
    return data
```

Figura 4.16 – add_regressive_terms code – elaborazione personale

```
#add regressive terms
srisk_r = add_regressive_terms(srisk, 15)
X_finance_r = add_regressive_terms(X_finance, 15)
eurostoxx_volumes_r = add_regressive_terms(eurostoxx_volumes_d, 5)

#make differential regressive terms
srisk_r_d = make_differential(srisk_r)
X_finance_r_d = make_differential(X_finance_r)
eurostoxx_volumes_r_d = make_differential(eurostoxx_volumes_r)
```

Figura 4.17 – add regressive terms e make differential regressive terms code – elaborazione personale

```
#create matrix of data, remove last day to have a forecast for last value
nsteps = 1
X1 = srisk_d[:num_days-1]
X2 = X_finance_d[:num_days-1]
X3 = eurostoxx_d[:num_days-1]
X4 = srisk_r_d[:num_days-1]
X5 = X_finance_r_d[:num_days-1]
X6 = eurostoxx_volumes_r_d[:num_days-1]
custom_value = eurostoxx_d[num_days-1]
num_days = num_days - 1
X = np.concatenate([X1, X2, X4, X5, X6], axis=1)
Y = np.roll(X3, -nsteps, axis=0)
```

Figura 4.18 – matrice dei dati code – elaborazione personale

4.3 Definizione e compilazione modello

Prima di definire, compilare ed addestrare il modello, è stato effettuato un *plot* per avere la conferma che i vettori fossero stati calcolati in maniera esatta e per confrontare la forma dei grafici di SRISK ed Eurostoxx50. L'indicatore SRISK ha valori nel *range* 5 - 25 milioni mentre l'indice Eurostoxx50 nel *range* 2 - 4,5 mila.

Nella figura 4.19 la scala di sinistra indica i valori dell'indice Eurostoxx50, con linea blu, la scala di destra indica i valori del SRISK con linea rossa.



Figura 4.19 – confronto indice Eurostoxx50 – SRISK – elaborazione personale

Si precisa che la linea arancione corrisponde all'indice Eurostoxx50, mentre la blu all'indicatore SRISK. Si può notare come, ad esempio, durante la crisi finanziaria globale l'indicatore SRISK raggiunge il suo punto di massimo, mentre l'indice il suo punto di minimo. La stessa dinamica accade durante la crisi del debito sovrano del 2011-2012 ed è anche interessante notare come ad aprile 2020 (ultima parte del grafico), in concomitanza del blocco economico causato dal virus COVID-19 i due indici sono tornati ad incrociarsi.

Inoltre, nel 2018 l'indice SRISK toccava il suo punto di minimo dopo la crisi finanziaria globale del 2008, mentre l'indice si trovava quasi ai livelli massimi nel periodo posteriore alla crisi.

La prima operazione da effettuare prima di compilare un modello di rete neurale è quella di scalare tutti i dati del *dataset*, ossia trasformare i dati in un *range* tra 0 ed 1. Questo è possibile importando il pacchetto *MinMaxScaler* dalla libreria *sklearn.preprocessing*. Questa funzione permette normalizzare i dati attraverso la seguente formula:

$$\frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Per ogni X appartenente ad un vettore del *dataset* viene sottratto il valore minimo del vettore e rapportato alla differenza tra il valore massimo ed il valore minimo.

A questo punto è stata creata la variabile *n_train* che corrisponde ad un numero intero corrispondente al 80% dei dati pari a 3980 dati per ogni serie temporale ed ho creato gli insiemi *X_train*, *y_train*. I *set* di train sono utilizzati per l'addestramento del modello, dove i dati vengono processati dalla rete neurale e vengono trovate i pesi ottimi da assegnare agli input in modo che minimizzino la funzione di costo. Il restante 20% dei dati, pari a 995 valori per ogni serie sono utilizzati per creare gli insiemi *X_test* e *y_test* che vengono poi inseriti per la predizione del modello, quindi per valutare la *performance* del modello in un ipotetico mondo reale. Questi codici sono visibili nella figura **4.20**.

```

#scale data
n_train=int(num_days *0.80)
to_scale=np.concatenate([X,Y],axis=1)
scaler=MinMaxScaler(feature_range=(0,1))
scaled_train = scaler.fit_transform(to_scale[:n_train])
scaled_test= scaler.transform(to_scale[n_train:])

# split train and test
numcols=X.shape[1]
X_train= scaled_train[:, :numcols]
y_train= scaled_train[:, numcols]
X_test= scaled_test[:, :numcols]
y_test= scaled_test[:, numcols]

```

Figura 4.20 – scalare i dati e divisione in train e test set code – elaborazione personale

Prima di definire e compilare il modello con le reti neurali ricorrenti LSTM, queste impongono che gli input del modello siano in tre dimensioni, nella forma:

[samples, timesteps, features]

Dove *samples* indica il numero di dati, *features* il numero di input e *timesteps* indica la divisione temporale del campione. Nel nostro caso, trattandosi di dati con frequenza giornaliera, è stato impostato *timesteps=1*. Formalmente si usa la funzione *reshape* per trasformare il *set* di input di *train* e di *test* in 3D, come nella figura 4.21.

```

timesteps=1

# reshape input to be 3D [samples, timesteps, features]
X_train = X_train.reshape((X_train.shape[0], timesteps, X_train.shape[1]))
X_test = X_test.reshape((X_test.shape[0], timesteps, X_test.shape[1]))

```

Figura 4.21 – input in tre dimensioni code – elaborazione personale

A questo punto si può definire l'architettura della rete neurale, compilare il modello e di addestrare la rete neurale per poi osservare i risultati dell'ottimizzazione, quindi l'andamento della funzione di costo, e usare i pesi del modello per fare la previsione sul *set X_test*.

Nella figura 4.22 è possibile osservare il codice di tutti i passaggi appena descritti e nelle successive spiegheremo il significato di ogni riga.

```

194 #model
195 model=Sequential()
196 n_batch=5
197 model.add(LSTM (100, activation= 'tanh', batch_input_shape=(n_batch, X_train.shape[1], X_train.shape[2]),stateful=True, return_sequences=True))
198 model.add(Dropout(0.3))
199 model.add(LSTM (50, activation= 'tanh', return_sequences=True, recurrent_dropout=0.01))#
200 model.add(Dropout(0.1))
201 model.add(LSTM(25, activation= 'tanh'))
202 model.add(Dense(1))
203 callbacks= [EarlyStopping(monitor="loss", min_delta=0.0001, patience=50, mode='auto', restore_best_weights=True)]
204
205 model.compile(optimizer='rmsprop', loss='mse')
206
207 #fit network
208 history= model.fit(X_train, y_train, batch_size=n_batch, epochs=200, callbacks=callbacks , validation_data=(X_test, y_test))
209
210 model.summary()

```

Figura 4.22 – calculate_eurostoxx_array code – elaborazione personale

La libreria utilizzata per impostare la rete neurale è *keras* da cui è possibile importare il modello sequenziale, i vari di *layers* e gli ottimizzatori.

Nella riga 195 è stato impostato il modello sequenziale, ricordiamo che le serie temporali sono basate su sequenze di dati.

La variabile *n_batch* della riga 196 indica il lotto di dati che deve essere processato insieme ogni volta nella rete neurale, quindi 5 valori di ogni input e output.

Le righe 197, 199, 201 indicano gli strati nascosti che vengono aggiunti all'architettura della nostra rete neurale. Ci sono 3 strati di *Long short-term memory* rispettivamente di 100, 50 e 25 neuroni. Ogni strato ha una funzione di attivazione tangente iperbolica che ricordiamo restituisce valori tra -1 ed 1. Nella riga 197 è stato configurato un modello *stateful* che ho introdotto nella precedente sezione, il che impone di impostare il *batch_input_shape* che ha come prima dimensione la variabile *n_batch*, come seconda i *timesteps* di *X_train* e come terza il numero di *features* di *X_train*.

Nelle righe 198 e 200 sono stati aggiunti due strati di *Dropout*, un regolatore per evitare problemi di *overfitting* che disattiva in maniera randomica un certo numero di neuroni, rispettivamente il 30% e 10%.

Il *recurrent dropout*, invece, disattiva in maniera casuale le connessioni tra le unità della rete LSTM ed è stato impostato al 1%.

La riga 202 aggiunge lo strato di *output*.

La variabile *callbacks* della riga 203 richiama la funzione *EarlyStopping* che attraverso il monitoraggio della funzione di perdita stoppa il *training* della rete nel caso in cui durante l'addestramento per 50 (*patience*) epoche la funzione di costo non ha un miglioramento di 0,0001(*min_delta*) ed a quel punto ripristina le migliori ponderazioni degli input.

La riga 205 è la compilazione del modello, è stato impostato come *optimizer* il *RMSProp*, ed indica l'algoritmo che guida il *gradient descent* che sfrutta il concetto fisico del momentum per evitare di fermarsi sui minimi locali e mantiene una media mobile scontata del quadrato dei gradienti e divide il gradiente per la radice della sua media.

La metrica "*loss*" indica la funzione di perdita da minimizzare ed ho impostato la funzione *Mean Squared Error*.

Una volta compilato il modello, attraverso il comando *model.fit* è stato configurato l'addestramento della rete con i *train set*, *batch size*, richiamo alla variabile *callbacks*, il numero di epoche pari a 200 ed i dati per la validazione.

La riga 210 ha come output il totale dei parametri "allenati dal modello", come si vede nella figura 4.23.

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_13 (LSTM)	(5, 1, 100)	308800
dropout_9 (Dropout)	(5, 1, 100)	0
lstm_14 (LSTM)	(5, 1, 50)	30200
dropout_10 (Dropout)	(5, 1, 50)	0
lstm_15 (LSTM)	(5, 25)	7600
dense_5 (Dense)	(5, 1)	26
Total params: 346,626		
Trainable params: 346,626		
Non-trainable params: 0		

Figura 4.23 – sommario parametri elaborati dalla rete neurale – elaborazione personale

Il totale dei parametri “allenati” durante il *train* della rete neurale è stato di 346.626.

4.3.1 Risultati

Una volta che l’addestramento è terminato, il modello ha, teoricamente, ottimizzato le ponderazioni di tutti gli input per minimizzare le funzioni di costo. Fare un *plot* dell’andamento delle funzioni di costo dopo il *training* è utile per capire come ha lavorato la rete e se ci sono problemi di *overfitting* o *underfitting*. Nel nostro caso l’andamento delle funzioni di costo è osservabile nella figura 4.24.

Si può notare che il *training* (sull’asse delle ascisse è riportato il numero di epoche) è terminato intorno alle 120 epoche, e quindi è entrata in gioco la funzione *EarlyStopping*. Vuol dire che da circa la settantesima epoca la minimizzazione della funzione di costo non migliorava di almeno 0,0001. Inoltre, le funzioni di costo risultano praticamente coincidenti alla fine dell’addestramento. Questo vuol dire che siamo di fronte ad un buon modello.

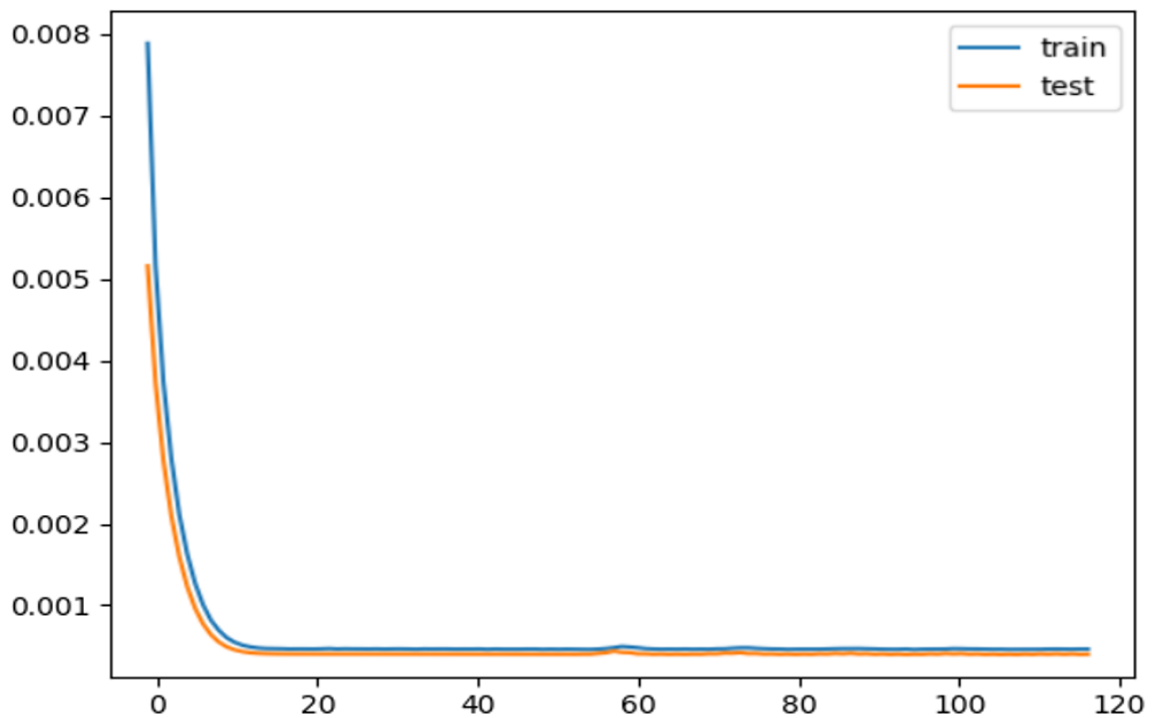


Figura 4.24 – grafico funzioni di costo – elaborazione personale

Ora, con il comando *model.predict* (vedasi figura 4.25) possiamo effettuare le previsioni con le ponderazioni stabilite dal modello dopo l’addestramento sul *set X_test*, per vedere se in un ipotetico mondo reale il modello funziona.

```
#prediction
yhat = model.predict(X_test,batch_size=n_batch)
X_test=X_test.reshape((X_test.shape[0], X_test.shape[2]))
plt.figure()
plt.plot(y_test, label='test')
plt.plot(yhat, label='hat')
plt.legend()
plt.show()

# invert scaling for forecast
inv_yhat = np.concatenate((X_test[:,0:],yhat), axis=1)
inv_yhat = scaler.inverse_transform(inv_yhat)
inv_yhat = inv_yhat[:, -1]

# invert scaling for actual
y_test = y_test.reshape((len(y_test), 1))
inv_y = np.concatenate((X_test[:, 0:],y_test), axis=1)
inv_y = scaler.inverse_transform(inv_y)
inv_y = inv_y[:, -1]

plt.figure()
plt.plot(inv_y, label='real')
plt.plot(inv_yhat, label='predicted')
plt.legend()
plt.show()
print(inv_y)

# calculate RMSE
rmse = sqrt(mean_squared_error(inv_y, inv_yhat))
print('Test RMSE: %.3f' % rmse)
```

Figura 4.25 – previsioni code – elaborazione personale

Nella sezione `#prediction` si effettua la previsione sul `set X_test` che ricordiamo è in forma scalata e quindi si otterrà un grafico che è in un `range` tra 0 ed 1, figura 4.26.

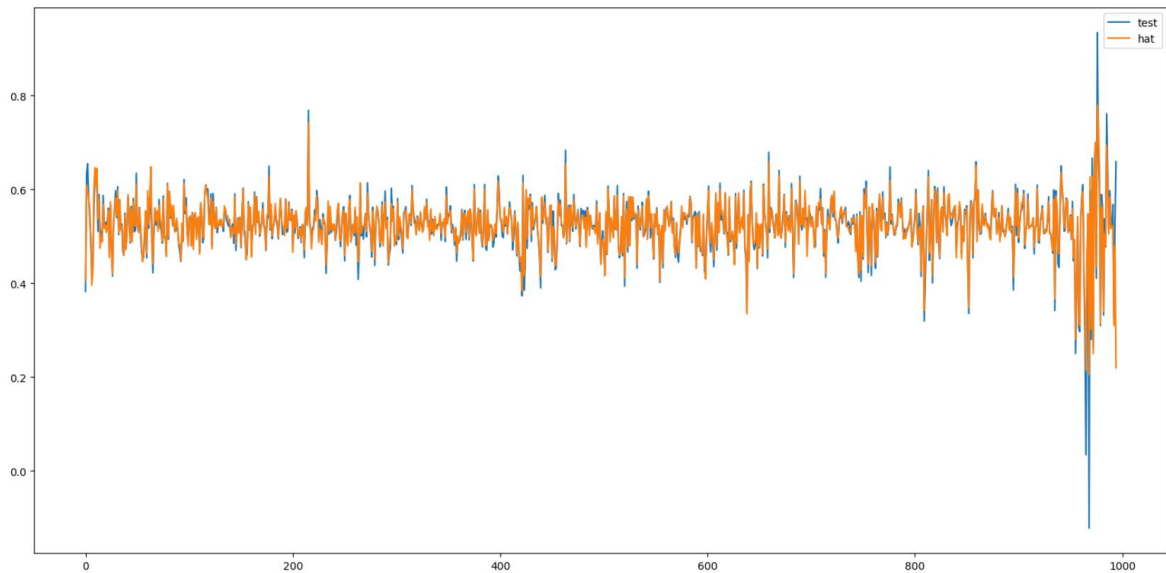


Figura 4.26 – plot previsioni vs `y_test` range 0 e 1 – elaborazione personale

Il tracciato blu indica il `set y_test` mentre l'arancione è la variabile `y_hat`, la previsione.

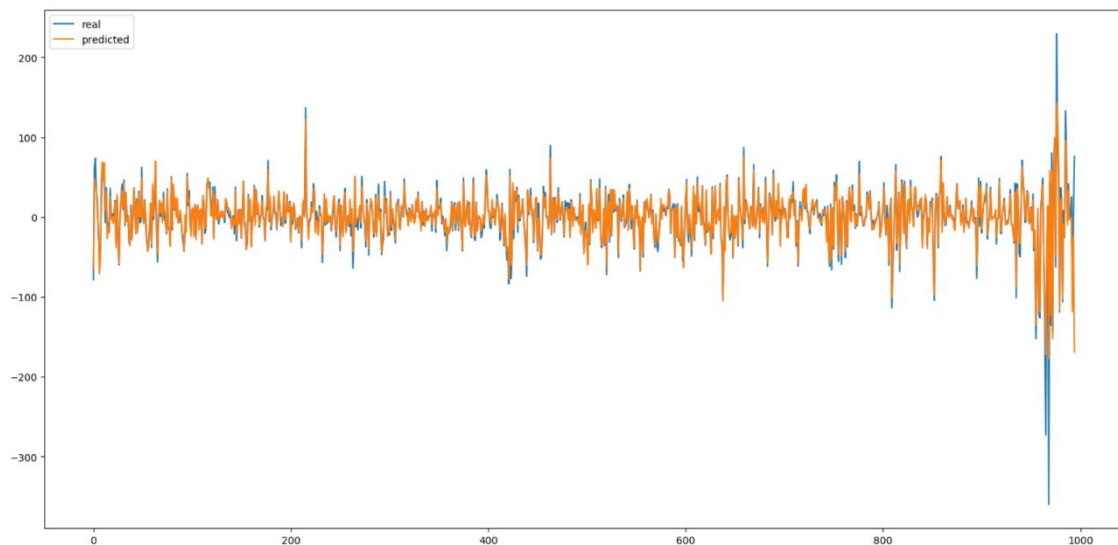


Figura 4.27 – plot previsioni vs `y_test` valori reali – elaborazione personale

Nella figura 4.27, plottiamo il grafico delle variabili `inv_y` con etichetta `real` ed `inv_yhat` con etichetta `predicted` per osservare il comportamento con i valori reali grazie alle sezioni

#invert scaling for forecast e *#invert scaling for actual* della figura **4.25** in cui si convertono i valori scalati in precedenza nei valori reali attraverso la funzione *scaler.inverse.transform*. Come sopra, il tracciato arancione corrisponde alla predizione ed il tracciato blu ai valori reali. Come si può osservare, i valori si muovono in un *range* che va da -300 a +200. Si ricorda, infatti, che sono state utilizzate le *time-differences* e quindi questi valori indicano le variazioni della variabile *target* (Eurostoxx50 *one-step ahead*).

A questo punto nella sezione finale *#calculate RMSE* si calcola il *Root Mean Squared Error* tra le variabili *inv_y* e *inv_yhat*.

Il risultato è di 12, 676, osservabile nella figura **4.28**.

Test RMSE: 12.676

Figura 4.28 – risultato test RMSE – elaborazione personale

Conclusioni

L'obiettivo dell'elaborato è quello di dimostrare se, dati i valori aggregati dell'indicatore SRISK di Robert Engle, sia possibile fare previsioni su un indice, che possa rappresentare il portafoglio di mercato di un investitore.

È stato introdotto il concetto di rischio sistemico ed il meccanismo, cosiddetto effetto domino, che si instaura durante una crisi sistemica.

Successivamente sono state approfondite le principali misure di rischio sistemico, soffermandoci sul SRISK, oggetto dell'elaborato, che si basa sul rapporto di leva finanziaria dell'impresa e sul *Long Marginal Expected Shortfall*.

Dall'analisi di eventi come la crisi finanziaria globale del 2008 e quella del debito sovrano del 2011 è emerso che questi eventi estremi spesso coincidono con elevati livelli di leva finanziaria e che le istituzioni finanziarie sono costrette a vendere attività con un effetto fortemente negativo sui prezzi a causa del fenomeno della spirale della leva finanziaria, scenario in cui il *deleveraging* vendendo attività richiede più vendite di quanto inizialmente previsto. Una spirale di leva finanziaria causa la vendita di attività a prezzi inferiori a quelli del loro valore fondamentale, le cosiddette *fire sales*. Questi fenomeni hanno anche impatto sulla microstruttura di mercato che vede ridotte le aspettative degli operatori. In questo caso, il prezzo è depresso perché gli operatori riducono le loro aspettative del valore futuro.

Partendo dai suddetti presupposti e dalle suddette considerazioni, oltre ai concetti appresi studiando le reti neurali, è stato strutturato un modello che, dato il valore di SRISK aggregato europeo, dati i valori di beta, varianza giornaliera e rapporto di leva finanziaria delle dieci istituzioni finanziarie che concorrono alla composizione dell'indice europeo, dati i valori dei volumi dell'indice, prevedesse l'indice Eurostoxx50 *one-step ahead*.

Il modello ha dato risposta affermativa al quesito, seppure, sicuramente, ha ampi margini di miglioramento. Tuttavia, il periodo di elaborazione della mia tesi è coinciso con un periodo di grave crisi economica, causata dal virus COVID-19.

In questo momento, il valore del SRISK europeo ha raggiunto i livelli della crisi del 2008. Sono stati analizzati dati fino al 17 aprile 2020, periodo in cui l'indice Eurostoxx50 dal valore di circa 3800 di gennaio è arrivato sui circa 2800.

La rete neurale ha effettuato il *forecast* su 995 variazioni giornaliere, compreso il periodo di elevata volatilità dell'indice a causa del virus. Dalla figura 5.1 è possibile osservare un ingrandimento delle previsioni sul quel periodo.

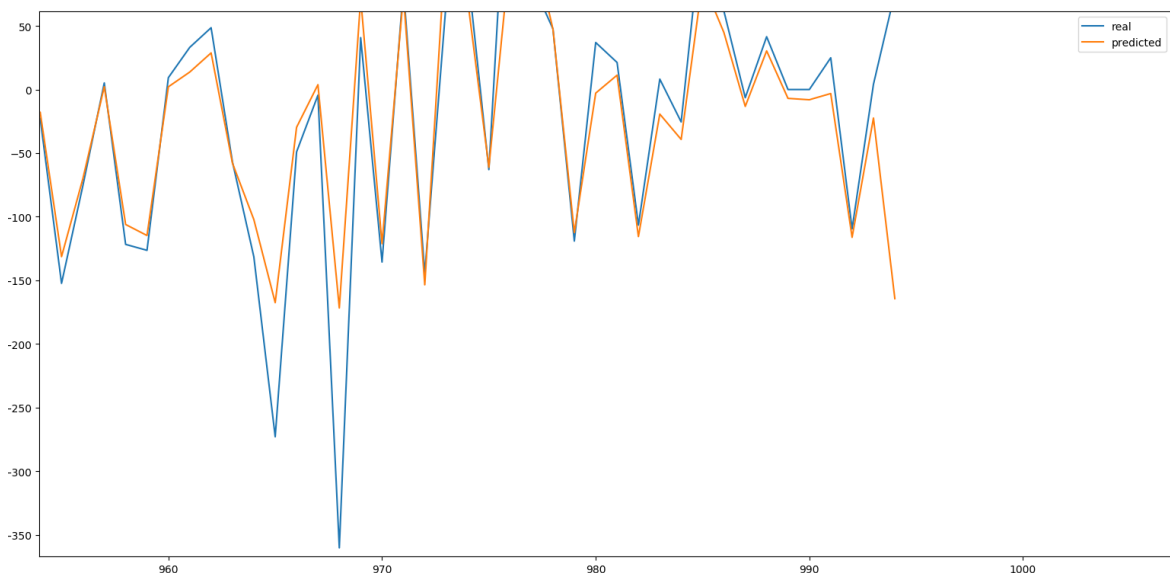


Figura 5.1 - Previsione indice Eurostoxx50 periodo COVID - Elaborazione personale

Come osservabile tra le variazioni 960 e 970 ci sono due repentini e bruschi crolli dell'indice (linea blu) di circa 300 punti, mentre il modello ha previsto una variazione di circa -180 punti.

Il modello potrebbe essere aggiornato e migliorato attraverso l'introduzione di altri dati utili alla previsione. Tra diverse opzioni, una possibile, sarebbe quella di inserire la serie storica del valore aggregato del SRISK delle aziende non finanziarie che compongono l'indice. Inoltre, nell'ottica di uno sviluppo del modello per un Paese e indice azionario diversi,

utilizzando ad esempio il SRISK aggregato delle istituzioni finanziarie statunitensi e l'indice S&P500, sarebbe interessante integrare la serie storica dell'indice della volatilità VIX. Infatti, come osservabile nella figura 5.2, c'è una evidente correlazione negativa.



Figura 5.2 - Confronto S&P500-Vix - Fonte www.cboe.com

Non ultimo, potrebbe risultare utile caratterizzare le istituzioni finanziarie in base al *rating* e ad alcune variabili fondamentali, come nella figura 5.3.

Rating	Business risk	Company's leverage	Equity volatility	Probability of default	Recovery rate	Distance to default	Time to default
	σ_V	L	σ_S	$Q^*(5)$	R^*	D	S_b
Aaa	5.02%	4.76	23.77%	0.07%	75.53%	5.87	160.28
Aa	6.42%	3.98	25.20%	0.13%	73.11%	5.94	128.95
A	8.31%	3.64	29.18%	0.40%	69.39%	5.57	95.59
Baa	10.22%	3.39	32.56%	0.83%	65.39%	5.32	76.12
Ba	13.12%	4.49	49.22%	7.13%	59.23%	3.78	43.70
B	15.76%	6.36	71.17%	21.82%	53.90%	2.72	27.00
Caa-C	11.74%	14.72	103.05%	35.88%	62.15%	1.82	23.11
Inv. Grade	7.99%	3.90	29.96%	0.50%	70.04%	5.37	95.43
Spec. Grade	11.57%	8.32	70.29%	18.93%	62.51%	2.61	33.61
All Rated	5.90%	10.19	53.84%	6.52%	74.03%	2.95	69.13

Figura 5.3 - Caratterizzazione in base a rating e variabili fondamentali – Fonte *BARONE G.* Explaining credit-ratings through a perpetual-debt structural model.

È interessante notare che, al peggiorare della classe di *rating*, la leva finanziaria (L) e la volatilità dell'*equity* (σ_v) tendono ad aumentare, mentre il tasso di recupero (R) tende a diminuire [11].

Infine, riguardo possibili sviluppi futuri, potrebbe essere utile attuare previsioni attraverso dati con frequenza maggiore della giornaliera, per la gestione di portafogli di investitori sia *retail* che istituzionali. Se, infatti, immaginassimo che l'investitore detenga come portafoglio di mercato l'indice Eurostoxx50, il modello potrebbe risultare utile per operazioni di *hedging* attraverso derivati come ad esempio opzioni o *futures*, nel caso di previsioni pessimistiche.

Riferimenti bibliografici

- [1] ACHARYA V. V., STEFFEN S. «Analyzing Systemic Risk of the European Banking Sector.» (J.-P. Fouque and J. Langsam, Cambridge University Press) 2012.
- [2] ACHARYA V. V., ENGLE R., RICHARDSON M. «Capital Shortfall: A New Approach to ranking and regulating Systemic Risks.» (American Economic Review) 2012.
- [3] ACHARYA V.V. et al. «Measuring Systemic Risk .» (The review financial studies) 2017.
- [4] ACHARYA V.V. et al. «Measuring Systemic Risk.» (AFA 2011 Denver Meetings Paper) 2010.
- [5] ADAMS Z., GROPP R. « Modeling Spillover Effects Among Financial Institutions: A State-Dependent Sensitivity Value-at-Risk (SDSVaR) Approach.» (Working paper, European Business School) 2010.
- [6] ADRIAN T., BRUNNERMEIER M. K. «CoVar.» (Federal Reserve Bank of New York Staff Reports) 2008, Revised September 2011.
- [7] ADRIAN T., SHIN H.S. «Liquidity and leverage.» (J. Financ. Intermed) 2010.
- [8] ADRIAN T., SONG SHIN H. «Procyclical Leverage and Value-at-Risk.» (NBER Working Paper) 2014.
- [9] ALLEN L., BALI T.G., TANG Y. «Does systemic risk in the financial sector predict future economic downturns?» (Rev. Financ. Stud.) 2012.
- [10] AMARI S. «Backpropagation and stochastic gradient descent method.» 1993.
- [11] BARONE G. *Explaining credit-ratings through a perpetual-debt structural model.* National College of Ireland - Research project, 2020.
- [12] BASCHCHENKO O., MARCHAL A. «Deep learning for asset bubbles detection.» Research paper series n. 20-08 Swiss finance institute (2020).

- [13] BENOIT S. et al. «A theoretical and Empirical Comparison of Systemic Risk measures.» 2011, revised 2013.
- [14] BRUNNERMEIER M, PEDERSEN LH. «Market liquidity and funding liquidity.» (Rev. Financ. Stud.) 2009.
- [15] BORIO C. «The financial cycle and macroeconomics:What have we learnt?» (J. Bank. Finance) 2014.
- [16] CONSOB. *La crisi del debito sovrano del 2010-2011.*
- [17] CONSOB. *La crisi finanziaria del 2007-2009.*
- [18] DANIELSON J., JAMES K. R., VALENZUELA M., and I. Zer. «Model Risk of Systemic Risk.» (Working paper, London School of Economics) 2011.
- [19] DÖRING B., NICOLAI C., HARTMANN-WENDELS T. «Systemic Risk Measures and Their Viability for Banking Supervision.» 2014, revised 2016.
- [20] EIJJFINGER S. C. W. «Defining and Measuring Systemic Risk.» (European parliament - ECONOMIC AND MONETARY AFFAIRS) 2009.
- [21] ENGLE R.. «Dynamic conditional beta.» (J. Financ. Econom) 2016.
- [22] ENGLE R.. «Systemic Risk 10 Years Later.» (Annual Review of Financial Economics) 2018.
- [23] ENGLE R., RICHARDSON M. «Systemic risk and the prospect for global financial stability.» (Bank. Perspect. Q.) 2015.
- [24] ENGLE R. «Dynamic conditional correlation: a simple class of multivariate generalized autoregressive.» (J. Bus. Econ. Stat) 2002.
- [25] ENGLE R., Christian Brownlees. «SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk.» 2016.
- [26] ENGLE R., RUAN T. «How much SRISK is too much?» 2018.

- [27] HOCHREITER S., SCHMIDHUBER J. «LONG SHORT-TERM MEMORY.» 1997.
- [28] HULL J. C. *Machine Learning in business - Un'introduzione al mondo della scienza dei dati*. Edizione italiana a cura di Emilio Barone, 2019.
- [29] HULL J. C. *Machine Learning in business - Un'introduzione al mondo della scienza dei dati - 2a edizione*. Edizione italiana a cura di Emilio Barone, 2020.
- [30] HULL J. C. *Risk Management e istituzioni finanziarie*. LUISS UP - edizione italiana a cura di Emilio Barone, 2020.
- [31] KIYOTAKI N., MOORE J.H. «Credit cycles.» (J. Polit. Econ) 1997.
- [32] KURAHASHI S. et al. *New Frontiers in Artificial Intelligence*. Revised selected papers, 2016.
- [33] MIAN A., SUFI A. 2009. «The consequences of mortgage credit expansion: evidence from the U.S. mortgage.» (Q. F. Econ.) 2009.
- [34] ROMER C.D., ROMER D.H. «New evidence on the impact of financial crises in advanced countries.» (Am. Economic Review) 2017.
- [35] SCHULARICK M., TAYLOR A. M. «Credit Booms Gone Bust: Monetary Policy, Leverage Cycles, and Financial Crises, 1870-2008.» (American Economic Review) 2012.
- [36] VERENICH N. T., LA ROSA M., DUMAS M. «Predictive Business Process Monitoring with LSTM Neural Networks.» Conference paper (2017).
- [37] *Deep learning e reti neurali con Python: il corso pratico*. 2020.
- [38] *Python 3.8 guida completa: da principiante a esperto*. 2020.

Sintesi

La crisi finanziaria globale del 2008 ha portato ad un crollo imponente delle istituzioni finanziarie e della stessa economia reale. La sistematicità della crisi ha trovato conferma nella crisi del debito sovrano europeo, quando molti Stati, con finanza pubblica deteriorata, hanno dovuto procedere al salvataggio di numerose istituzioni finanziarie che avevano subito perdite in quanto esposte agli strumenti finanziari cartolarizzati dei mutui *subprime*. Dal periodo post crisi ad oggi, la letteratura economica e finanziaria ha prodotto un corposo numero di ricerche ed articoli scientifici sul rischio sistemico. Il filo conduttore dei lavori scientifici pare concordare sul fatto che le crisi finanziarie derivino da un'eccessiva crescita del credito.

A tal proposito, *Robert Engle* ha introdotto l'indicatore SRISK, misura di rischio sistemico che ha come obiettivo quello di calcolare per un'istituzione finanziaria il capitale necessario al fine di coprire le perdite del valore di mercato degli attivi in caso di recessione.

L'idea è che la crescita del credito sia eccessiva nel caso in cui il settore finanziario non disponga di capitale sufficiente a coprire le perdite del valore di mercato, in una fase di recessione. La logica che sottende è che, nelle ultime fasi di un ciclo creditizio, il credito venga emesso a numerosi soggetti, siano essi imprese o famiglie, con merito creditizio basso. Così facendo, le istituzioni finanziarie si trovano con un elevato livello di leva finanziaria e, al tempo stesso, con riserve insufficienti per un'eventuale copertura delle perdite causate da una recessione. È così che la crisi di una singola istituzione finanziaria può innescare una crisi sistemica a causa degli elevati rapporti di interconnessione tra le istituzioni. Con la successiva contrazione dei crediti, dovuta all'irrigidimento dei criteri di erogazione dei prestiti alle imprese, c'è il passaggio dalla crisi finanziaria alla crisi dell'economia reale.

2 Sintesi

Nel lavoro si analizzano i meccanismi del rischio sistemico ed i fatti storici scatenanti le crisi finanziarie del 2008 e 2011. In seguito, vengono puntualizzate le principali misure di rischio sistemico introdotte a seguito della crisi finanziaria globale del 2008 al fine di sviluppare un modello per la previsione dell'indice Eurostoxx50 a partire dai valori aggregati del SRISK europeo.

A questo punto sarà possibile, infatti, fare previsioni di un indice azionario, che potrebbe rappresentare il portafoglio di mercato detenuto da un investitore, attraverso una misura di rischio sistemico come è il SRISK?

Analizzando i fatti storici delle ultime due crisi finanziarie si possono dedurre i motivi principali che hanno causato la crisi sistemica del settore finanziario. La crisi del 2008, nota come la crisi dei mutui *subprime*, pone le sue radici sulla bolla delle "dotcom" e sull'attacco terroristico del 2001. Infatti, a seguito di questi eventi, la politica monetaria della FED (Federal Reserve) fu di tipo accomodante, con bassi tassi di interesse che resero basso il costo del denaro e quindi conveniente per i prenditori dei fondi, tra cui le famiglie che richiedevano mutui ipotecari per l'acquisto della casa. Tale politica favorì a partire dal 2000 e fino al 2006 la costante crescita dei prezzi degli immobili negli Stati Uniti e generò una vera e propria bolla immobiliare. Oltre al basso livello dei tassi di interesse e alla crescita dei prezzi delle abitazioni, la crescita dei mutui fu sostenuta dalle operazioni di cartolarizzazione, con cui le istituzioni creditizie, trasformando i mutui in titoli, trasferivano alle SPV (*Special Purpose Vehicle*) in modo da recuperare in maniera istantanea la maggior parte del credito e eliminare il rischio di insolvenza del debitore, fatto che incentivava a non valutare in maniera affidabile la solvibilità dei clienti. Le società veicolo, invece, vendevano titoli a breve termine agli investitori per finanziare l'acquisto dei mutui cartolarizzati. Grazie a questo fenomeno, le istituzioni finanziarie espansero enormemente le attività in rapporto

al capitale proprio aumentando così il rapporto di leva finanziaria (*leverage*). Quando nel 2004, la FED iniziò ad innalzare i tassi di interesse in risposta alla ripresa dell'economia statunitense, i mutui divennero sempre più costosi e aumentarono i casi di insolvenze delle famiglie incapaci di restituire rate sempre più onerose. La domanda di immobili si ridusse, con conseguente scoppio della bolla immobiliare e contrazione del valore delle ipoteche a garanzia dei mutui esistenti.

A questo punto, le istituzioni finanziarie più coinvolte nell'erogazione dei mutui subprime registrarono pesanti perdite. Nel 2007 e nel 2008 si susseguirono vari declassamenti del merito di credito (*downgrading*) di titoli cartolarizzati da parte delle agenzie di rating. Tali titoli, ormai ampiamente diffusi sul mercato, persero ogni valore e divennero illiquidi. Le società veicolo iniziarono a chiedere fondi alle banche che li avevano emessi e che avevano garantito linee di liquidità. Tuttavia, le banche non furono in grado di reperire la liquidità necessaria per soddisfare tali richieste, poiché nessun istituto finanziario era disposto a fare loro credito. Infatti, il mercato interbancario sperimentò un forte aumento dei tassi e una significativa contrazione della disponibilità delle banche a concedere credito ad altre istituzioni finanziarie. Dalla crisi di fiducia si passò ad una crisi di liquidità. Le banche subirono pesanti perdite non solo per l'esposizione verso le società veicolo, ma anche per quella verso soggetti colpiti dalla crisi, oltre a possedere direttamente titoli strutturati per motivi di investimento.

In breve tempo, la crisi dei mutui subprime si trasferì all'economia reale statunitense ed europea, provocando una caduta di reddito e occupazione. A tale caduta concorsero la restrizione del credito bancario (*credit crunch*) a famiglie e imprese, il crollo dei mercati azionari e dei prezzi delle abitazioni con il progressivo deterioramento delle aspettative di famiglie e imprese, con conseguenti ripercussioni su consumi e investimenti. Le

4 Sintesi

interdipendenze commerciali tra paesi, infine, comportarono una pesante riduzione del commercio mondiale.

La crisi del debito sovrano in Europa del 2011 fu diretta conseguenza della crisi del settore dei mutui residenziali statunitensi.

Infatti, numerose istituzioni di credito europee, esposte ai titoli strutturati statunitensi, si trovarono in gravi difficoltà e furono finanziati da interventi pubblici.

Nonostante ci fossero queste differenze di assetto finanziario tra i Paesi all'interno dell'area euro, nel 2010 hanno beneficiato della ripresa economica che ha interessato le principali economie avanzate, seppur con ritmi e modalità diverse tra aree geografiche. Il dissesto dei conti pubblici della Grecia, reso noto nell'ottobre 2009, ha propagato una nuova fase della crisi, con l'arresto della ripresa, che già era debole.

Dall'analisi dei fatti storici delle due principali crisi finanziarie dell'ultimo ventennio possiamo dedurre quanto sia interconnesso il sistema finanziario internazionale.

Se osserviamo le cause della nascita della crisi del 2008, vediamo che i bassi tassi di interesse applicati all'epoca dalla FED portarono ad un aumento della domanda di mutui da parte delle famiglie per acquisto di abitazioni, con costante aumento dei prezzi degli immobili, coadiuvato dal fenomeno delle cartolarizzazioni per cui le banche avevano la possibilità di utilizzare un'elevata leva finanziaria, con una qualità del credito erogato sempre minore.

Da qui deriva l'importanza di misure che calcolino il rischio a livello di sistema, ed è proprio su questo tema che si è concentrata la letteratura economica negli anni successivi alla grande crisi del 2008. Il problema che è stato affrontato sia dalla comunità scientifica che dal *policy maker* è stato quello di individuare le istituzioni finanziarie che contribuiscono maggiormente al rischio totale del sistema finanziario.

Le misure principali di rischio sistemico introdotte dopo la crisi globale del 2008 sono il *Marginal Expected Shortfall (MES)*, il *Systemic Expected Shortfall (SES)*, il *Delta Conditional Value-at-Risk (ΔCoVaR)* e il *Systemic Risk Measure (SRISK)*.

Il MES corrisponde alla perdita attesa del valore dell'*equity* dell'azienda quando il mercato scende sotto una certa soglia su un dato periodo temporale, che è il 2% per un lasso temporale di un giorno e del 40% su un orizzonte temporale di sei mesi (*Long run marginal expected shortfall – LMRES*).

Il SES misura il deficit di capitale atteso in un'istituzione, condizionato all'occorrenza di una crisi finanziaria. L'intuizione è che l'azienda con il maggior deficit di capitale atteso in concomitanza di una crisi finanziaria sistemica dovrebbe essere considerata come maggior rischiosa sistematicamente.

Il CoVaR corrisponde al Var (*Value at Risk*) del sistema finanziario condizionato ad uno specifico evento che colpisce una istituzione finanziaria. Il contributo di una azienda al rischio sistemico, ΔCoVaR , è la differenza tra il CoVaR, quando l'impresa si trova, o meno, in una condizione di difficoltà finanziaria.

L'obiettivo dell'indicatore SRISK è quello di misurare il deficit di capitale atteso da un'istituzione finanziaria condizionato ad un evento sistemico. Il calcolo SRISK è analogo agli stress test che vengono regolarmente applicati alle società finanziarie. Tuttavia, viene calcolato attraverso informazioni disponibili pubblicamente, rendendo l'indice ampiamente applicabile.

La sfida principale, però, è come misurare l'eccessiva crescita del credito. La crescita del credito è eccessiva se il settore finanziario non dispone di capitale sufficiente per coprire le perdite del valore di mercato, in una fase di recessione. Questo è coerente con l'idea che, al termine di un ciclo creditizio, venga emesso un credito sempre più rischioso e i detentori di

6 Sintesi

questo credito sono istituzioni finanziarie con elevata leva finanziaria e riserve insufficienti a copertura delle perdite causate da una recessione. Questo porta allo scoppio della bolla del credito. La dimensione del deficit di capitale in periodi di stress è una misura naturale dell'eccessiva crescita del credito per una determinata impresa. Quando questo è aggregato per tutte le società finanziarie, diventa una misura naturale dell'eccessiva crescita del credito per l'economia. Due caratteristiche principali di questa misura sono che dovrebbe tenere conto della relazione tra i valori di mercato e valori contabili delle attività dell'impresa, comprese le voci fuori bilancio, e che dovrebbero essere contabilizzate per il rischio del portafoglio di attività.

È importante studiare le società finanziarie sottocapitalizzate perché:

1. Un'impresa finanziaria sottocapitalizzata è vulnerabile a shock esterni sfavorevoli.
2. Un settore finanziario sottocapitalizzato genera naturalmente shock che favoriscono l'inizio di una crisi finanziaria. Il processo di riduzione del rischio e *deleveraging* sono in realtà i catalizzatori della crisi finanziaria

Sebbene gli stress test siano progettati per valutare la vulnerabilità delle banche agli shock, la loro reale importanza viene dal secondo punto. Un settore finanziario sottocapitalizzato può causare una crisi finanziaria.

Il deficit di capitale è definito come l'ammontare di riserve di capitale che l'impresa ha bisogno di detenere (a causa della regolamentazione e/o della gestione prudentiale) meno il capitale proprio. La carenza di capitale dell'impresa *i-esima* al giorno *t* può quindi essere definito:

$$CS_{it} = kA_{it} - W_{it} = k(D_{it} + W_{it}) - W_{it}$$

Dove:

- W_{it} è il valore di mercato del capitale
- D_{it} è il valore contabile del debito,
- A_{it} è il valore dei *quasi-asset*,
- k è la frazione di capitale prudenziale.

Il deficit di capitale può essere considerato come il negativo del capitale circolante. Quindi, quando è negativo, significa che l'impresa genera un surplus di capitale e funziona correttamente. D'altra parte, quando è positivo, implica che l'azienda sta attraversando un periodo di difficoltà economica. Il SRISK dell'impresa *i-esima* al tempo t è, quindi, definito come il valore atteso del deficit di capitale condizionato ad un evento sistemico, analiticamente:

$$\text{SRISK}_{it} = kD_{it} - (1 - k)W_{it}(1 - \text{LMRES}_{it}) = W_{it}[k \text{LVG}_{it} + (1 - k) \text{LMRES}_{it} - 1]$$

Dove:

- LVG_{it} indica il rapporto di leva finanziaria $[(D_{it} + W_{it})/W_{it}]$
- LMRES_{it} è il MES con un orizzonte temporale di lungo periodo cioè, ricordiamo, il valore atteso del rendimento del capitale proprio condizionato all'evento sistemico ed è dato dalla seguente relazione:

$$\text{LMRES}_{it} = -E_t(R_{it \ t+1:t+h} | R_{m \ t+1:t+h} < C)$$

Come si può notare la formula per calcolare il SRISK dell'istituzione *i-esima* al tempo t , è una funzione della dimensione dell'impresa, del suo grado di leva finanziaria e della sua svalutazione di mercato prevista, condizionata ad una prolungata crisi del mercato.

L'ammontare totale del rischio sistemico, quindi, è costituito dalla sommatoria del SRISK di ogni istituzione, al netto di quelle che hanno un valore dell'indicatore negativo:

$$SRISK_t = \sum_{i=1}^N (SRISK_{it})_+$$

Nel calcolo dell'aggregato totale dei vari SRISK vengono ignorati i contributi di deficit di capitale negativi (corrispondente alle eccedenze di capitale). Non vengono inserite nel calcolo dell'indicatore aggregato le istituzioni con surplus di capitale, poiché il capitale di queste istituzioni prudenti non è immediatamente disponibile a ricapitalizzare le istituzioni deboli.

Poiché le istituzioni finanziarie sottocapitalizzate sono vulnerabili a shock esterni, i gestori del rischio e i regolatori le spingono. Esistono molti modi in cui le istituzioni possono ridurre il livello di indebitamento finanziario, prendiamo in considerazione tre strategie. Se l'impresa sceglie di vendere attività e l'importo totale previsto è piccolo rispetto al stock di attività, allora la vendita di attività sarà probabilmente conveniente. Pertanto, le istituzioni finanziarie possono scegliere tra questi approcci a seconda del rapporto tra attività e capitalizzazione di mercato dell'intero settore finanziario. Questa misura della leva finanziaria implica che le istituzioni avrebbero maggiori probabilità di aumentare il capitale netto quando la leva finanziaria è bassa e vendere attività quando la leva finanziaria è alta. Poiché le crisi finanziarie spesso coincidono con periodi di elevata leva finanziaria, la vendita di attività è un risultato comune. Questa conclusione è coerente con l'esistenza di un eccesso di debito, che impedisce di implementare strategie altrimenti redditizie. Le vendite di beni hanno una caratteristica dannosa che è stata ampiamente discussa. È probabile che la vendita di molte attività abbassi il prezzo delle attività, e a sua volta aumenti la leva finanziaria di tutte le società finanziarie in possesso di attività simili. La naturale misura del rischio se le istituzioni scelgono di ridurre la leva finanziaria vendendo attività è quindi il rapporto delle attività in vendita rispetto alle attività totali. Questo può essere calcolato

analiticamente per il settore finanziario come un insieme, se non vi è alcun impatto sui prezzi. Per ridurre a zero SRISK, è necessario vendere SRISK / k attività, quindi il rapporto tra le attività in vendita rispetto alle attività totali è SRISK / (TA × k). Se questo rapporto è alto, allora anche i costi delle vendite saranno elevati, a causa delle *fire sales*. Per confrontare queste tre misure come indicazioni di quale livello di SRISK sia troppo elevato, Engle & Ruan (2018) usano l'indicatore di crisi di Romer & Romer (2017), che misura non solo l'esistenza di una crisi finanziaria, ma anche la gravità della crisi. La caratteristica principale che usano per identificare una crisi finanziaria è un'interruzione dell'offerta di credito. Engle & Ruan (2018) usano queste misure di crisi per 23 dei loro paesi. Calcolano la media delle cifre mensili di SRISK su ciascun periodo, di sei mesi per ciascuno. Sia l'indicatore SRISK specifico per paese che il livello di SRISK del resto del mondo sono inclusi nelle stime. La misura di SRISK divisa per il totale degli assets si ritiene che sia la migliore misura sia empiricamente che teoricamente ed è utilizzata nelle regressioni finali. Poiché la variabile dipendente viene troncata a zero per circa i due terzi delle osservazioni, stimano un modello di Tobit. I risultati sono riportati nella figura 3.7.

Crisis severity and systemic risk measures (Tobit)		
	Domestic model	Global model
SRISK/(TA × k)	18.179*** (1.209)	12.997*** (1.375)
D.SRISK/(TA × k)	6.822*** (1.947)	
World SRISK/(TA × k)		14.300*** (2.413)
D.World SRISK/(TA × k)		8.245*** (2.808)
var(e.CRISIS)	11.185*** (1.273)	9.964*** (1.123)
Country fixed effects	Yes	Yes
Pseudo R ²	0.260	0.290
Observations	561	561

Figura 3.7 – Modello Romer Tobit severità della crisi come funzione del SRISK paese e SRISK del resto del mondo-
Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

La figura 3.7 mostra i risultati di due regressioni, un modello domestico e un modello globale. Il modello domestico, nella prima colonna, formula la crisi in funzione di SRISK/TA e la sua variazione. Il modello globale esprime la crisi in funzione di SRISK/TA e World SRISK/TA e la sua variazione. I risultati per gli Stati Uniti, riguardanti le probabilità di crisi, sono mostrati nella figura 3.8. Nel 2008, la probabilità sale all'80% o al 90%, mentre nella crisi del debito sovrano europeo la probabilità è solo circa il 60%.

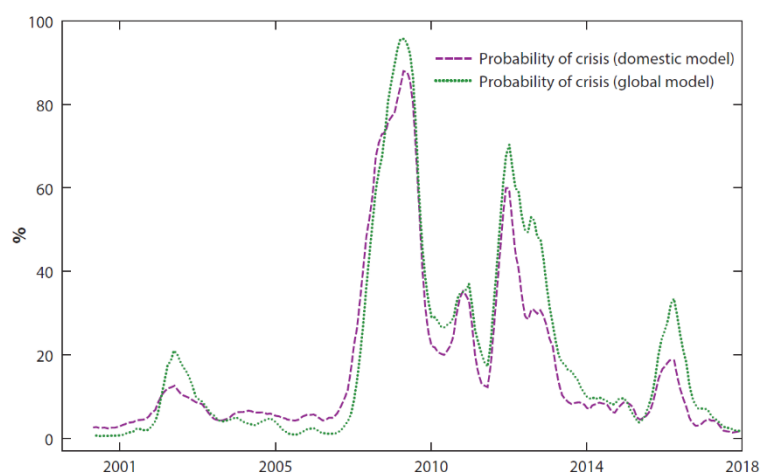


Figura 3.8 – Probabilità di crisi stimata con modello domestico e globale
- Fonte Annual Review of Financial Economics SRISK 10 years later di Robert Engle

Alla luce dell'analisi dei fatti storici delle crisi e delle principali misure di rischio sistemico è stata possibile la realizzazione del modello di previsione dell'indice Eurostoxx50. La configurazione del *dataset* costituisce un passaggio preliminare ed importante per poi addestrare una rete neurale. La qualità e la quantità dei dati sono fattori che incidono in maniera determinante sulla qualità del modello, e conseguentemente sulla predizione.

Grazie alla collaborazione delle NYU è stato possibile ricevere un file contenente oltre mille files con estensione *csv*, in cui ognuno corrisponde ad un'azienda finanziaria che è calcolata nel loro modello GMES (*Global Systemic Risk Analysis*).

Ogni file, quindi, corrisponde ad un'impresa finanziaria ed è composto da otto colonne:

- La prima colonna corrisponde alla data

- La seconda corrisponde al LMRES per la data azienda nel dato giorno rispetto al MSCI All-Country World Index
- La terza corrisponde alla varianza giornaliera (non annualizzata) dell'azienda nel dato giorno
- La quarta rappresenta il Beta dell'azienda rispetto al MSCI All-Country World Index usando il modello DCB (*Dynamic Conditional Beta*)
- La quinta indica la correlazione dell'azienda rispetto MSCI All-Country World Index
- La sesta rappresenta il rapporto di leva finanziario dell'azienda
- La settima indica il livello dell'indicatore SRISK nel dato giorno

Tutte i dati analizzati assumono che la crisi sia definita con un declino del 40% nel mercato.

Tutte le *time series* sono in dollari statunitensi (USD).

Per quanto riguarda l'indice Eurostoxx50 ho acquisito i dati (prezzo di chiusura e volumi) con frequenza giornaliera sulla piattaforma Thomson dal 21 marzo 2011 al 17 aprile 2020, sempre in formato *csv*. Contestualmente ho acquisito il valore del cambio euro/dollaro statunitense per lo stesso *range* di date e con la stessa frequenza e trasformato i dati dell'indice da euro a USD.

Quindi, i dati di input per la rete neurale sono:

- Livello aggregato SRISK europeo, frequenza giornaliera
- I dati LMRES, Beta, varianza giornaliera, rapporto di leva finanziaria delle dieci istituzioni finanziarie che si trovano nel paniere dell'Eurostoxx50, frequenza giornaliera
- I volumi dell'indice Eurostoxx50 con frequenza giornaliera, frequenza giornaliera

L'output è il vettore dei valori di chiusura giornalieri dell'indice Eurostoxx50 *one-step ahead*.

12 Sintesi

Le dieci istituzioni finanziarie che fanno parte dell'indice Eurostoxx50 sono:

- Allianz, tedesca
- AXA, francese
- Deutsche Boerse, tedesca
- BNP Paribas, francese
- Banco Santander, spagnola
- Muenchener Rueckversicherungs-Gesellschaft, tedesca
- Intesa San Paolo, italiana
- ING Groep, olandese
- Banco Bilbao Vizcaya Argentaria, spagnola
- Societe Generale, francese

Prima del codice principale, sono state definite delle funzioni per calcolare tutti i vettori di input ed output, in modo da poterle poi richiamare al momento della compilazione del codice principale.

A questo punto, è stato possibile creare la matrice che sarà il *dataset* del modello.

Sono state definite tutte le X (X1, X2, X4, X5, X6) che vanno a formare i dati di input del modello, eliminando l'ultima riga per avere la previsione dell'ultimo valore della Y, che a sua volta è stata ritardata di un giorno attraverso la funzione *np.roll*.

La prima operazione da effettuare prima di compilare un modello di rete neurale è quella di scalare tutti i dati del *dataset*, ossia trasformare i dati in un *range* tra 0 ed 1. Questo è possibile importando il pacchetto *MinMaxScaler* dalla libreria *sklearn.preprocessing*. Questa funzione permette normalizzare i dati portandoli in un *range* tra 0 e 1.

A questo punto è stata creata la variabile *n_train* che corrisponde ad un numero intero corrispondente al 80% dei dati pari a 3980 dati per ogni serie temporale ed ho creato gli

insiemi X_{train} , y_{train} . I *set* di train sono utilizzati per l'addestramento del modello, dove i dati vengono processati dalla rete neurale e vengono trovate i pesi ottimi da assegnare agli input in modo che minimizzino la funzione di costo. Il restante 20% dei dati, pari a 995 valori per ogni serie sono utilizzati per creare gli insiemi X_{test} e y_{test} che vengono poi inseriti per la predizione del modello, quindi per valutare la *performance* del modello in un ipotetico mondo reale.

A questo punto si può definire l'architettura della rete neurale, compilare il modello e di addestrare la rete neurale per poi osservare i risultati dell'ottimizzazione, quindi l'andamento della funzione di costo, e usare i pesi del modello per fare la predizione sul *set* X_{test} .

La libreria utilizzata per impostare la rete neurale è *keras* da cui è possibile importare il modello sequenziale, i vari di *layers* e gli ottimizzatori.

È stato impostato il modello sequenziale, ricordiamo che le serie temporali sono basate su sequenze di dati.

Sono stati aggiunti 3 strati di *Long short-term memory* (rete neurale ricorrente LSTM) rispettivamente di 100, 50 e 25 neuroni. Ogni strato ha una funzione di attivazione tangente iperbolica che ricordiamo restituisce valori tra -1 ed 1.

È stato impostato come *optimizer* il *RMSProp*, ed indica l'algoritmo che guida il *gradient descent* che sfrutta il concetto fisico del momentum per evitare di fermarsi sui minimi locali e mantiene una media mobile scontata del quadrato dei gradienti e divide il gradiente per la radice della sua media. La funzione di perdita da minimizzare scelta è *Mean Squared Error*. Una volta che l'addestramento è terminato le funzioni di costo risultano praticamente coincidenti. Questo vuol dire che siamo di fronte ad un buon modello.

Con il comando `model.predict` possiamo effettuare le previsioni con le ponderazioni stabilite dal modello dopo l'addestramento sul `set X_test`, per vedere se in un ipotetico mondo reale il modello funziona.

Si effettua, quindi, la previsione sul `set X_test` che ricordiamo è in forma scalata e quindi si otterrà un grafico che è in un *range* tra 0 ed 1, figura 4.26.

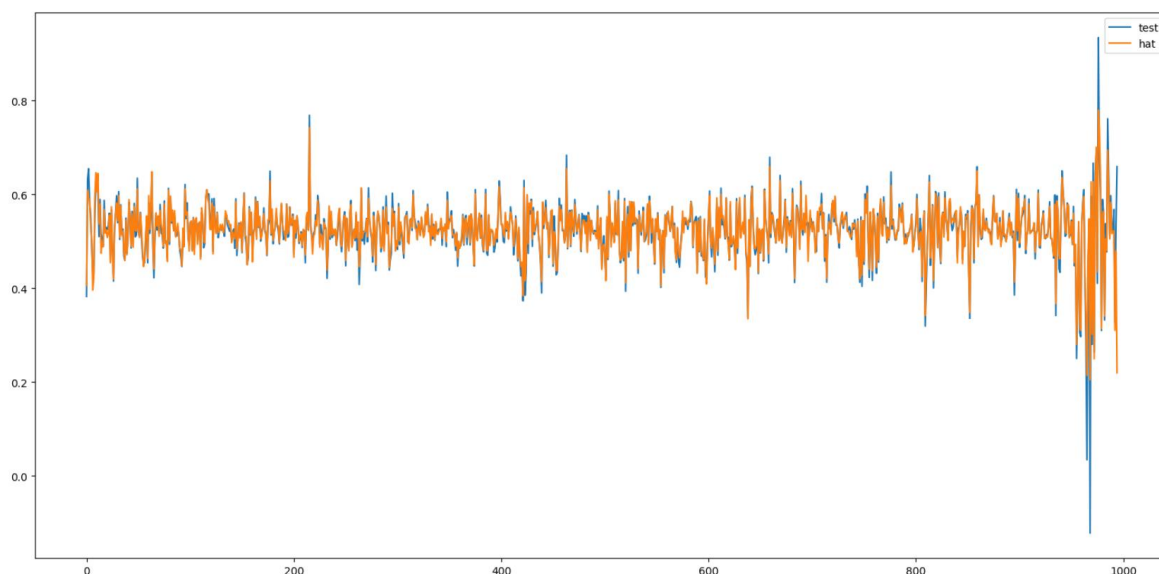


Figura 4.26 – plot previsioni vs `y_test` range 0 e 1 – elaborazione personale

Il tracciato blu indica il `set y_test` mentre l'arancione è la variabile `y_hat`, la previsione.

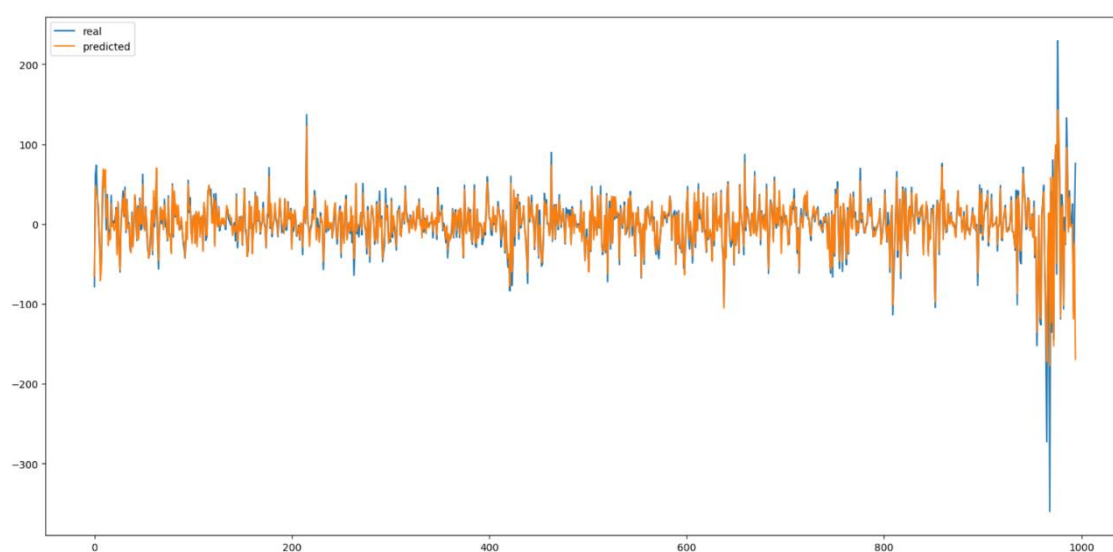


Figura 4.27 – plot previsioni vs `y_test` valori reali – elaborazione personale

Nella figura 4.27, vediamo il grafico delle variabili inv_y con etichetta *real* ed inv_yhat con etichetta *predicted* per osservare il comportamento con i valori reali dopo aver convertito i valori scalati in precedenza nei valori reali attraverso la funzione *scaler.inverse.transform*. Come sopra, il tracciato arancione corrisponde alla predizione ed il tracciato blu ai valori reali. Come si può osservare, i valori si muovono in un *range* che va da -300 a +200. Si ricorda, infatti, che sono state utilizzate le *time-differences* e quindi questi valori indicano le variazioni della variabile *target* (Eurostoxx50 *one-step ahead*).

A questo punto si calcola il *Root Mean Squared Error* tra le variabili inv_y e inv_yhat . Il risultato è di 12, 676.

Il modello ha dato risposta affermativa al quesito, seppure, sicuramente, ha ampi margini di miglioramento.

Il modello potrebbe essere migliorato con l'introduzione di altri dati utili alla previsione. Tra diverse opzioni, una possibile, sarebbe quella di inserire la serie storica del valore aggregato del SRISK delle aziende non finanziarie che compongono l'indice. Inoltre, nell'ottica di uno sviluppo del modello per un Paese e indice azionario diversi, utilizzando ad esempio il SRISK aggregato delle istituzioni finanziarie statunitensi e l'indice S&P500, sarebbe interessante integrare la serie storica dell'indice della volatilità VIX. Infatti, come osservabile nella figura 5.2, c'è una evidente correlazione negativa.



Figura 5.2 - Confronto S&P500-Vix - Fonte www.cboe.com

Non ultimo, potrebbe risultare utile caratterizzare le istituzioni finanziarie in base al *rating* e ad alcune variabili fondamentali, come nella figura 5.3.

Rating	Business risk	Company's leverage	Equity volatility	Probability of default	Recovery rate	Distance to default	Time to default
	σ_V	L	σ_S	$Q^*(5)$	R^*	D	s_b
Aaa	5.02%	4.76	23.77%	0.07%	75.53%	5.87	160.28
Aa	6.42%	3.98	25.20%	0.13%	73.11%	5.94	128.95
A	8.31%	3.64	29.18%	0.40%	69.39%	5.57	95.59
Baa	10.22%	3.39	32.56%	0.83%	65.39%	5.32	76.12
Ba	13.12%	4.49	49.22%	7.13%	59.23%	3.78	43.70
B	15.76%	6.36	71.17%	21.82%	53.90%	2.72	27.00
Caa-C	11.74%	14.72	103.05%	35.88%	62.15%	1.82	23.11
Inv. Grade	7.99%	3.90	29.96%	0.50%	70.04%	5.37	95.43
Spec. Grade	11.57%	8.32	70.29%	18.93%	62.51%	2.61	33.61
All Rated	5.90%	10.19	53.84%	6.52%	74.03%	2.95	69.13

Figura 5.3 - Caratterizzazione in base a rating e variabili fondamentali – Fonte *BARONE G. Explaining credit-ratings through a perpetual-debt structural model.*

Infine, riguardo possibili sviluppi futuri, potrebbe essere utile attuare previsioni attraverso dati con frequenza maggiore della giornaliera, per la gestione di portafogli di investitori sia *retail* che istituzionali. Se, infatti, immaginassimo che l'investitore detenga come portafoglio di mercato l'indice Eurostoxx50, il modello potrebbe risultare utile per operazioni di *hedging* attraverso derivati come ad esempio opzioni o *futures*, nel caso di previsioni pessimistiche.