



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale
Anno Accademico 2022/2023

**Rating delle banche di importanza sistemica:
tra statistica e intelligenza artificiale**

Relatore:
Prof.ssa Laura Rondi

Candidato:
Daniela Orlando

Correlatore:
Prof. Franco Varetto

INDICE

INTRODUZIONE

1. IL CONCETTO DI ISTITUZIONE DI IMPORTANZA SISTEMICA
2. DEFINIZIONE DI BANCA DI IMPORTANZA SISTEMICA
3. CRISI CHE HA MESSO IN LUCE LA QUESTIONE DELL'IMPORTANZA SISTEMICA
 - 3.1. ISTITUZIONI TOO-BIG-TO-FAIL E MORAL HAZARD
4. METODOLOGIA DI VALUTAZIONE DI UNA G-SIB
 - 4.1. CALCOLO DEL PUNTEGGIO
 - 4.2. SELEZIONE DEL CAMPIONE
5. GIUDIZIO DELLE AUTORITA' DI VIGILANZA
 - 5.1. INDICATORI SUPPLEMENTARI
 - 5.2. GIUDIZIO QUALITATIVO
 - 5.3. REVISIONE PERIODICA
6. OBBLIGHI DELLE G-SIB
7. SUDDIVISIONE DELLE BANCHE IN CLASSI DI IMPORTANZA SISTEMICA
 - 7.1. ENTITA' DELLA CAPACITA' ADDIZIONALE DI ASSORBIMENTO DELLE PERDITE
 - 7.2. IMPATTO DELL'IMPOSIZIONE DI UN REQUISITO ADDIZIONALE PER LE G-SIB
8. EVOLUZIONE DELLE POLICY
9. MODELLO LOGIT ORDINALE E MODELLO REGRESSIONE LINEARE
 - 9.1. INTRODUZIONE AI MODELLI
 - 9.2. REGRESSIONE LINEARE E LOGISTICA ORDINALE
 - 9.3. APPLICAZIONE DEI MODELLI DI REGRESSIONE
10. RETI NEURALI
 - 10.1. ARCHITETTURA DEI COLLEGAMENTI
 - 10.2. TIPO DI APPRENDIMENTO
 - 10.3. ALGORITMO DI APPRENDIMENTO
 - 10.3.1. TECNICA DELLA DISCESA DEL GRADIENTE
 - 10.3.2. LOSS FUNCTION
 - 10.4. VANTAGGI E SVANTAGGI DELLE RETI NEURALI
 - 10.5. APPLICAZIONE DELLA RETE NEURALE AL MODELLO

CONCLUSIONE

SITOGRAFIA E TESTI DI RIFERIMENTO

INTRODUZIONE

Il presente lavoro di tesi si pone l'obiettivo di studiare il rating delle banche di importanza sistemica secondo il Financial Stability Board e, utilizzando tre tipologie di modelli di scoring basati sulle regressioni sia logistiche che lineari e sulle reti neurali, di riprodurre la classificazione basandosi sui dati dei loro bilanci consolidati.

Le tipologie di modelli sviluppati presentano approcci e strutture diversi tra di loro, in particolare:

- la regressione logistica e lineare è una tecnica molto rigida con fondamenta statistiche che richiede il controllo di specifiche caratteristiche in modo che il modello definito possa essere rilevante, ad esempio la significatività statistica dei coefficienti e la coerenza dei segni con il significato economico della variabile a cui sono associati;
- le reti neurali sono una tecnica di machine learning più flessibile, che viene implementata con approcci empirici e intuitivi e che presenta infiniti gradi di libertà nella definizione delle architetture, così facendo si possono sviluppare modelli in grado di recepire relazioni intrinseche anche molto complesse tra le variabili.

I modelli di regressione sono stati sviluppati e analizzati mediante l'utilizzo del software Stata, mentre le reti neurali sono state programmate e analizzate tramite codice Python importando nell'ambiente di sviluppo (Google Colab) le librerie necessarie per la loro costruzione, e per tutti e tre i modelli sono stati utilizzati i dati dei bilanci consolidati delle banche ritenute di importanza sistemica per il Financial Stability Board per un orizzonte temporale 2013-2020.

La tesi si divide in quattro macro-sezioni, in particolare:

1. nei primi otto capitoli ci si è concentrati nel dare una definizione al concetto di importanza sistemica e di descrivere le norme stabilite dal Financial Stability Board relative alla gestione dei rischi per le banche, analizzando anche gli eventi che hanno determinato le evoluzioni della regolamentazione;
2. nel capitolo nove si è data una definizione teorica delle due tipologie di regressione e si sono sviluppati i due modelli, andando a commentare le performance di classificazione ottenute;
3. nel capitolo dieci si è data una definizione teorica delle tecniche di machine learning, in particolare sulle reti neurali, e si sono commentate le performance di classificazione ottenute;
4. nel capitolo dedicato alla conclusione si sono riassunti i risultati ottenuti, mettendo a confronto i tre modelli, e sono stati messi in evidenza i punti chiave che hanno caratterizzato gli sviluppi.

1. IL CONCETTO DI ISTITUZIONE DI IMPORTANZA SISTEMICA

Una banca di importanza sistemica è un'istituzione finanziaria a cui viene attribuito un rating a causa delle sue grandi dimensioni e della sua importanza sul mercato, al punto che la sua caduta o la sua scomparsa può avere forti impatti negativi per un particolare paese o regione.

Il concetto di banca di sistema è legato al “rischio sistemico”, che è il rischio di contagio che si verifica in una crisi finanziaria come conseguenza della sua concentrazione in un determinato settore dell'economia, e può interessare direttamente il resto dei settori produttivi inclusi nell'economia. Le cause che portano a eventi sistemici risiedono principalmente nell'influenza che i vari soggetti del network hanno gli uni con gli altri, infatti un sistema bancario e finanziario caratterizzato da forte interconnessione è esposto agli effetti negativi del rischio sistemico. Per questo motivo a queste banche viene spesso richiesto di avere un cuscinetto di capitale extra e devono seguire delle linee guida per prevenire eventi che potrebbero mettere in pericolo il settore finanziario.

Un problema su larga scala in una di queste grandi società bancarie potrebbe portare ad una profonda destabilizzazione dell'intero sistema finanziario, che comporterebbe un'azione di salvataggio da parte delle istituzioni con un aumento dei costi pubblici. Per questo motivo spesso devono rispondere a questa sicurezza rispettando alcune condizioni, come ad esempio una maggiore riserva di capitale.

Le istituzioni sistemiche SIFI (*Systemically Important Financial Institution*) sono spesso classificate come banche sistemiche nazionali D-SIB (*Domestic Systemically Important Banks*) o banche sistemiche globali G-SIB (*Global Systemically Important Banks*).

Una SIFI è una banca, una compagnia di assicurazione o un'altra tipologia di istituto finanziario il cui fallimento potrebbe dar luogo ad una crisi finanziaria a livello globale o a livello nazionale, a seconda di alcuni fattori, ad esempio le sue caratteristiche o le specificità del mercato finanziario nel quale opera.

Le banche G-SIB sono soggette a regolamentazione e vigilanza bancaria e devono rispettare dei requisiti normativi, tra cui un requisito aggiuntivo di capitale da detenere. Le G-SIB per definizione manifestano una natura geografica mondiale e, per questo motivo, si differenziano dalle D-SIB, le quali sono rilevanti nei mercati finanziari nazionali.

L'organo responsabile della determinazione della classificazione in G-SIB o in D-SIB è il FSB (*Financial Stability Board*), il quale è responsabile del coordinamento globale dell'attività finanziaria e degli enti che operano nel settore a livello internazionale. In questo modo, l'FSB promuove politiche

di vigilanza e di regolamentazione. Tra i suoi compiti c'è la redazione annuale dell'elenco delle banche o degli istituti di credito considerati sistemici.

2. DEFINIZIONE E NASCITA DI BANCA DI IMPORTANZA SISTEMICA

La definizione di G-SIB deriva dalla collaborazione richiesta dai leader del G20, dal *Financial Stability Board* (FSB), dall' *International Monetary Fund* (IMF), dal *Bank for International Settlements* (BIS) e da altri organismi internazionali volta ad elaborare delle linee guida utili alle autorità nazionali per individuare e valutare le entità di importanza sistemica su scala globale.

Durante la crisi finanziaria iniziata nel 2007, il fallimento di varie istituzioni finanziarie globali di grandi dimensioni ha reso necessario un intervento pubblico su vasta scala per ripristinare la stabilità finanziaria. I costi sia finanziari sia economici di questo intervento hanno reso necessaria l'adozione di misure volte a ridurre la probabilità e la gravità dei problemi derivanti dal fallimento delle istituzioni finanziarie di rilevanza sistemica globale.

In particolare, il Comitato di Basilea per la vigilanza bancaria ha adottato in risposta alla crisi una serie di riforme intese a rafforzare la solidità delle banche e dei sistemi bancari. Esse includono l'innalzamento della qualità e della quantità del patrimonio di vigilanza nel sistema bancario, una migliore copertura dei rischi, l'introduzione di un indice di leva finanziaria a integrazione dei requisiti basati sul rischio, l'introduzione di un buffer di conservazione del capitale e di un buffer anticiclico, nonché standard internazionali per il rischio di liquidità.

Una banca di importanza sistemica globale è un'istituzione bancaria che presenta un profilo di rischio sistemico ritenuto di tale rilevanza che il suo fallimento innescherebbe una crisi finanziaria di più ampia portata arrivando a minacciare l'economia globale.

Ciò significa che un'istituzione finanziaria è sistemicamente importante se il suo fallimento causi un disagio diffuso in termini di impatto diretto o come fattore scatenante di una crisi più ampia.

Per capire meglio il concetto di fallimento proposto sopra, si fa riferimento alla definizione data dall' *European Banking Authority* (EBA), secondo cui un debitore è in default se si verifica almeno uno dei seguenti scenari:

1. l'ente giudica improbabile che, senza il ricorso ad azioni quali l'escussione delle garanzie, il debitore adempia integralmente alle sue obbligazioni creditizie verso l'ente stesso, la sua impresa madre o una delle sue filiazioni;
2. il debitore è in arretrato da oltre 90 giorni su un'obbligazione creditizia rilevante verso l'ente, la sua impresa madre o una delle sue filiazioni. Le autorità competenti possono sostituire il periodo di 90 giorni con uno di 180 giorni per le esposizioni garantite da immobili residenziali

o da immobili non residenziali di Piccole Medie Imprese (PMI) nella classe delle esposizioni al dettaglio, nonché per le esposizioni verso organismi del settore pubblico.

Da Gennaio 2021 è in vigore un regolamento dell'EBA che dà una nuova definizione di default: "Ai fini del calcolo dei requisiti patrimoniali minimi obbligatori per le banche e gli intermediari finanziari, i debitori sono classificati come deteriorati (default) al ricorrere di almeno una delle seguenti condizioni:

- a) il debitore è in arretrato da oltre 90 giorni (in alcuni casi, ad esempio, per le amministrazioni pubbliche, 180 giorni) nel pagamento di un'obbligazione rilevante;
- b) la banca giudica improbabile che, senza ricorso ad azioni quali l'escussione delle garanzie, il debitore adempia integralmente alla sua obbligazione.

La condizione b) è già in vigore e non cambia in alcun modo. Per quanto riguarda la condizione a), un debito scaduto va considerato rilevante quando l'ammontare dell'arretrato supera entrambe le seguenti soglie:

- c) 100 euro per le esposizioni al dettaglio e 500 euro per le esposizioni diverse da quelle al dettaglio (soglia assoluta);
- d) l'1% dell'esposizione complessiva verso una controparte (soglia relativa).

Superate entrambe le soglie, prende avvio il conteggio dei 90 (o 180) giorni consecutivi di scaduto, oltre i quali il debitore è classificato in stato di default."

Preso atto di quanto discusso nel vertice del G20 dell'Aprile 2009, le autorità internazionali hanno invitato il Comitato di Basilea a ultimare entro metà 2011 uno studio sull'entità del requisito aggiuntivo di capitale che ciascuna G-SIB deve accantonare in continuità aziendale. Il Comitato di Basilea, inoltre, è stato chiamato a definire un metodo per identificare le banche sistemicamente rilevanti da un punto di vista globale, quantificando il grado di importanza sistemica globale di ciascuna banca e definendone il requisito addizionale di capitale da detenere.

Le autorità competenti riconoscono l'importanza sistemica in relazione allo *Stato del mondo*, ovvero in base alle condizioni economico-finanziarie vigenti nel momento storico in analisi. Infatti, l'importanza sistemica di una banca dipende dalle specificità dell'ambiente economico al momento della valutazione: le tendenze strutturali e i fattori ciclici influenzano l'esito della valutazione. La valutazione dell'importanza sistemica di una banca è determinata da una serie di considerazioni, oltre che dalle specificità dell'ambiente economico e dal fatto che la dimensione sistemica varia nel tempo: la valutazione può essere influenzata dall'infrastruttura finanziaria, dagli accordi di gestione

della crisi e dalla capacità di affrontare i fallimenti propri e/o di istituzioni con cui si è interconnessi, quando si verificano.

Per capire meglio il perimetro entro il quale si inserisce la valutazione dei G-SIB, si introduce il concetto di *evento sistemico*: esso è l'interruzione del flusso di servizi finanziari, che è causata da un danneggiamento totale o parziale del sistema finanziario e che ha il potenziale per avere gravi conseguenze negative sull'economia reale. Queste interruzioni possono essere di natura esogena o endogena rispetto al mercato finanziario: infatti, possono derivare da shock originatisi al di fuori del sistema finanziario e avere impatto sullo stesso in maniera sistemica oppure possono essere provocati da shock che hanno avuto una genesi di matrice finanziaria ma che si riversano anche sull'economia reale.

Durante il G20 tenutosi a Londra nel 2009, è emersa una preoccupazione circa le modalità con le quali alcune istituzioni tendono ad assumere rischi eccessivi che mettono in difficoltà l'equilibrio dell'ambiente finanziario. È stato definito di regolamentare e controllare tutte le istituzioni, i mercati e gli strumenti rilevanti da un punto di vista sistemico. Durante la riunione è stato istituito l'FSB, che aveva lo scopo di promuovere la stabilità finanziaria internazionale, attraverso la cooperazione tra le istituzioni bancarie e lo scambio di dati.

All'FSB è stato affidato il compito di definire una strategia per ridurre l'*azzardo morale*, che è associato alle garanzie implicite derivanti dalla percezione dell'aspettativa di un eventuale sostegno pubblico, e per questo motivo ha richiesto al Comitato di Basilea di realizzare uno studio sulle conseguenze dell'applicazione di una capacità aggiuntiva di assorbimento delle perdite in condizioni di continuità aziendale, al fine di ridurre la probabilità di un loro fallimento.

La valutazione dell'importanza sistemica nasceva a seguito di una serie di problematiche sorte dopo la crisi finanziaria del 2007-2008:

- ridurre il rischio di *moral hazard* che può essere sfruttato dalle SIB;
- affrontare le lacune informative che si sono presentate con la crisi finanziaria del 2007-2008;
- identificare le fonti di rischio del settore finanziario che potrebbero avere gravi conseguenze macroeconomiche.

Durante il G20 le autorità mondiali, oltre a mettere in luce la questione dell'importanza sistemica, hanno definito, sul piano operativo, i principali obiettivi delle linee guida da redigere:

- mitigare il rischio sistemico;
- garantire la supervisione e la regolamentazione degli enti di importanza sistemica;

- definire il perimetro regolamentare, l'intensità e la portata di tale regolamentazione e della vigilanza applicate ai diversi istituti e ai mercati;
- definire la progettazione e il funzionamento delle risposte politiche in caso di crisi finanziaria.

Il Comitato di Basilea, basandosi su queste richieste, ha definito la metodologia con la quale dovevano essere valutate le banche per essere considerate di rilevanza sistemica, i criteri per identificare tali banche e il requisito addizionale di assorbimento delle perdite (*Higher Loss Absorbency Requirement* HLA) che ogni G-SIB deve dotarsi.

3. CRISI CHE HA MESSO IN LUCE LA QUESTIONE DELL'IMPORTANZA SISTEMICA

Come accennato nel capitolo precedente, a seguito della crisi finanziaria del 2007-2008 ci si è preoccupati di regolamentare il mercato e di imporre regole più stringenti per tutelare il sistema finanziario dal fallimento delle istituzioni sistematicamente rilevanti.

Tale crisi ha avuto inizio negli Stati Uniti nel 2006 nel mercato immobiliare dei *mutui subprime*. Negli anni precedenti alla crisi, si è assistito ad un costante aumento dell'erogazione dei mutui ad alto rischio, ossia a clienti che normalmente non avrebbero ottenuto il prestito, in quanto non sarebbero stati in grado di fornire sufficienti garanzie.

I cittadini statunitensi potevano ricevere facilmente il mutuo richiesto grazie alla politica monetaria della *Federal Reserve* (FED), che prevedeva di mantenere bassi i tassi di interesse, i quali comportavano bassi prezzi per le famiglie che richiedevano mutui ipotecari. Tale comportamento ha avuto come conseguenza l'aumento della domanda di abitazioni che alimentava, a sua volta, i prezzi delle case stesse. Dall'altra parte, le banche avevano convenienza a erogare il maggior numero di mutui, anche a clienti con insufficienti garanzie, perché, in caso di insolvenza del mutuatario, potevano recuperare lo stesso il denaro prestato attraverso il pignoramento e la rivendita dell'abitazione.

La crescita dei mutui subprime, oltre alla bolla immobiliare e ai bassi tassi di interesse, è stata alimentata anche del sistema delle operazioni di cartolarizzazione, ossia la possibilità per gli istituti di credito di trasferire i mutui, dopo averli trasformati in un titolo come gli *Asset Backed Securities* (ABS) o *Collateralized Debt Obligation* (CDO), a terze parti e di recuperare subito la maggior parte del credito, che altrimenti sarebbe stato riscosso alla scadenza dei mutui. La cartolarizzazione consentiva agli istituti di credito di trasformare attività illiquide in attività liquide e trasferibili, così da poter migrare il rischio ad altri operatori del mercato.

Con le cartolarizzazioni si è assistito ad un cambio nel modello di business delle banche, passando dall'approccio *originate and hold*, nel quale la banca eroga il mutuo e attende del tempo prima di riscuotere la somma prestata e i relativi interessi, all'approccio *originate and distribute*, nel quale la banca eroga il mutuo e lo trasferisce a terzi attraverso cartolarizzazione, recuperando subito buona parte della somma prestata. Grazie a tale fenomeno, le banche poterono espandere le attività in rapporto al capitale proprio mediante il meccanismo di leverage.

Poiché con l'approccio *originate and distribute* le banche potevano trasferire a terzi il mutuo sottoforma di titoli, ciò comportava un minore incentivo ad effettuare attività di screening e di

controllo delle capacità patrimoniali e dell'effettiva qualità creditizia dei clienti mutuatari. Ciò comportava la diffusione di strumenti finanziari cartolarizzati di bassa qualità, che, inizialmente, presentavano la stessa classe di rating dei titoli di stato, ma con un rendimento superiore.

Dal 2004, la FED iniziò ad alzare i tassi di interessi, dall'1% al 5%, come risposta alla ripresa dell'economia statunitense. Tale decisione comportò mutui sempre più costosi e aumentarono i casi di insolvenza delle famiglie impossibilitate a restituire rate sempre più onerose. La domanda di immobili iniziò a diminuire e questo fece scoppiare la bolla immobiliare.

La crisi si diffuse rapidamente anche al mercato interbancario attraverso il *downgrading* del merito di credito da parte delle agenzie di rating. I titoli cartolarizzati, diffusi sul mercato, persero di valore e non furono più liquidabili, obbligando le *Special Purpose Vehicle* (SPV) a chiedere fondi alle banche che li avevano emessi e che avevano garantito liquidità. Alcune banche non furono in grado di recuperare liquidità sufficiente per soddisfare tali richieste, poiché nessun istituto finanziario era disposto a fare loro credito.

Il governo statunitense per contrastare la crisi attuò una politica monetaria espansiva iniettando liquidità nel mercato e salvando alcuni istituti bancari più significativi, ad esempio la banca d'investimento Bear Stearns. La banca d'investimento Lehman Brothers, tuttavia, non ricevette nessun aiuto da parte delle autorità americane e fu costretta ad avviare le procedure di fallimento il 15 settembre 2008. Questo default comportò preoccupazioni diffuse riguardo la solidità di altre banche d'affari e timori per gli effetti dell'esposizione verso questi istituti di tutti gli altri partecipanti al mercato.

I regolatori, dopo la crisi, decisero di affrontare il problema delle istituzioni finanziarie di importanza sistemica: il loro fallimento doveva essere reso meno probabile e, nel momento in cui si fosse verificato, le conseguenze generate dovevano essere meno gravi rispetto a quelle della crisi del 2007-2008, in modo tale da ridurre la probabilità di un salvataggio pubblico.

3.1. ISTITUZIONI TOO-BIG-TO-FAIL E MORAL HAZARD

A seguito della crisi finanziaria del 2007-2008, i leader riunitisi al G20 hanno incaricato l'FSB di stabilire delle linee guida per gestire il sempre più probabile rischio sistemico e il rischio di azzardo morale che ne deriva, associato al fatto che le istituzioni *too-big-to-fail* avevano la garanzia implicita di poter contare sull'eventuale sostegno dalle autorità pubbliche per essere salvate in caso di minaccia di fallimento.

L'espressione *too-big-to-fail* nasce a seguito di un evento accaduto nel 1984 quando, la Continental Illinois National Bank and Trust Company, la settima banca più grande degli Stati Uniti d'America per depositi, si ritrovò in gravi difficoltà e venne salvata grazie al sostegno della *Federal Reserve* e alla garanzia della *Federal Deposit Insurance Corporation* (FDIC) sotto disposizione del *Federal Deposit Insurance Act* del 1950. Se non avesse ricevuto il sostegno dello Stato, il fallimento della banca avrebbe comportato conseguenze catastrofiche.

Da questo evento in poi il problema delle istituzioni "troppo grandi per fallire" ha iniziato ad assumere dimensioni sempre più importanti per diversi aspetti. Primo fra tutti, le maggiori istituzioni finanziarie sono cresciute sia in termini di dimensione assoluta, calcolata come totale delle attività registrate nello stato patrimoniale, sia in relazione alla dimensione complessiva del sistema finanziario, reso possibile dalle numerose operazioni di *merger and acquisition* e dal cambio di forma giuridica di alcune società per accedere a fonti di finanziamento.

Un altro problema risultava essere la poca vigilanza da parte delle autorità in merito alla quantità e alla qualità del capitale da detenere richiesto alle banche in maniera che risultassero in grado di sopravvivere a gravi shock economici senza chiedere aiuto allo Stato.

Il problema principale delle istituzioni "troppo grandi per fallire" è che nel sistema finanziario mondiale il fallimento di una di questi enti genera delle ingenti esternalità negative sul mercato finanziario, sull'economia reale e sull'apparato sociale. Tali esternalità sono rappresentate dall'insorgenza di instabilità nel sistema finanziario e, in particolar modo, dall'interruzione della fornitura di credito e di altri servizi finanziari necessari a famiglie e imprese.

Le esternalità derivanti da questi istituti dipendono, non solo dalla dimensione, ma anche dal particolare mix di attività che costituiscono il business dell'impresa e dal grado di interconnessione con altri istituti e col mercato in generale. Un altro fattore altrettanto rilevante è l'importanza strategica dei servizi, che l'istituto fornisce al sistema finanziario e il loro grado di sostituibilità.

La combinazione di tutte queste condizioni porta lo Stato a decidere se salvare o meno l'istituto: si procede con il salvataggio se i costi attesi in caso di fallimento dell'istituto risultano essere più elevati dei costi di breve periodo derivanti dalla fornitura del supporto di emergenza. Il salvataggio può prevedere l'immissione di capitale nell'istituto in difficoltà in cambio di una partecipazione azionaria o di una garanzia esplicita di alcune o tutte le passività.

Nel caso in cui il salvataggio risulti essere troppo dispendioso, si potrebbe decidere di procedere con la suddivisione degli istituti di rilevanza sistemica in molte imprese di dimensioni ridotte e meno complesse, con l'intento di limitare il più possibile le conseguenze negative.

La convinzione delle imprese *too-big-to-fail* di essere salvate grazie ai sussidi governativi produce conseguenze sul comportamento di tali istituti e del mercato: gli enti che fanno parte di questa categoria riescono a raccogliere finanziamenti a costi inferiori, poiché i creditori si sentono tutelati e questo li induce ad assumere più rischi. Tale vantaggio porta gli istituti "troppo grandi per fallire" a diventare più grandi, complessi, interconnessi e, di conseguenza, aumentano le loro probabilità di usufruire di aiuti da parte dello Stato.

Si tratta del cosiddetto azzardo morale, che è una forma di asimmetria informativa che si manifesta nel momento in cui un soggetto è responsabile degli interessi altrui, ma preferisce mettere al primo posto i propri interessi. Tale fenomeno rende difficile la competizione all'interno del mercato per le imprese più piccole e non sistematicamente importanti. Questo tipo di comportamento può essere mitigato individuando le istituzioni *too-big-to-fail* e imponendo loro restrizioni e requisiti patrimoniali più severi. A tal proposito sono state introdotte riforme riguardanti tre temi:

- standard per una capacità aggiuntiva in grado di assorbire le perdite in caso di fallimento mediante maggiorazioni di capitale e requisiti di capacità di assorbimento totale delle perdite, cioè i *Total Loss Absorbing Capacity* (TLAC);
- vigilanza e supervisione potenziate;
- politiche volte a mettere in atto regimi di risoluzione efficaci.

Queste riforme dovrebbero far diminuire il vantaggio competitivo degli istituti "troppo grandi per fallire": con la riduzione dei sussidi, questi istituti dovrebbero assumere meno rischi con la conseguenza di una diminuzione della redditività e dell'azzardo morale.

In questo modo i contribuenti dovrebbero essere più tutelati dai rischi eccessivi assunti dagli enti e i governi dovrebbero essere incentivati a passare da una politica di *bail-out*, ossia di salvataggio, ad una di *bail-in*, ossia di ricapitalizzazione, nei confronti delle imprese di rilevanza sistemica nel caso in cui falliscano.

La combinazione di questi effetti influenza positivamente la stabilità finanziaria e la redditività del mercato, poiché in questo modo le imprese non sistematicamente rilevanti hanno la possibilità di aumentare la loro quota di mercato e migliorare la redditività. In questo modo il credito viene allocato in maniera più efficiente e viene facilitata la crescita della produttività.

4. METODOLOGIA DI VALUTAZIONE DI UNA G-SIB

4.1. CALCOLO DEL PUNTEGGIO

Sulla base delle raccomandazioni dell'FSB, il Comitato di Basilea ha elaborato una metodologia di valutazione basata su indicatori sia quantitativi sia qualificativi per determinare il grado di rilevanza sistemica delle G-SIFI. Tale metodologia si articola su un sistema di misurazione basato su più indicatori, i quali riflettono diversi aspetti di ciò che crea esternalità negative e rende una banca determinante per la stabilità del sistema finanziario. Il punteggio ottenuto risulta essere la media ponderata dei dodici indicatori obbligatori, appartenenti a cinque categorie, alla quale possono essere aggiunti degli indicatori supplementari a discrezione delle autorità di vigilanza.

Tale sistema presenta i seguenti vantaggi:

- contempla molteplici dimensioni della rilevanza sistemica;
- è relativamente semplice;
- risulta più robusto rispetto agli approcci e alle metodologie di misurazione attualmente disponibili basati su modelli che si riferiscono su un insieme di indicatori o variabili di mercato.

Secondo il Comitato di Basilea, per la rilevanza sistemica globale di una banca andrebbe considerata la perdita in caso di insolvenza (*loss-given-default* o LGD), cioè l'impatto che il suo fallimento potrebbe avere sul sistema finanziario in generale.

Gli indicatori scelti mettono in evidenza la **dimensione** delle banche, il loro grado di **interconnessione**, la mancanza di **sostituti o infrastrutture finanziarie** disponibili per i servizi che tali banche forniscono, l'**operatività internazionale** da esse svolta e la loro **complessità**. Alle prime tre categorie, delineate nel rapporto dell'FMI, del BRI e dell'FSB, il Comitato di Basilea ha aggiunto le categorie di "**operatività internazionale**" e "**complessità**" per analizzare l'impatto delle attività di una banca in giurisdizioni diverse da quelle del paese d'origine e perché il fallimento di una G-SIB più complessa porterebbe maggiori difficoltà al sistema finanziario mondiale.

La metodologia attribuisce lo stesso peso del 20% a ciascuna delle categorie della rilevanza sistemica e per ciascuna di esse, ad eccezione di quella dimensionale, il Comitato di Basilea ha selezionato più indicatori, attribuendo ad essi lo stesso peso all'interno della rispettiva categoria.

Per ciascuna banca, inoltre, il punteggio relativo ad un indicatore è calcolato dividendo il totale relativo alla singola banca per quello aggregato risultante dalla somma di tutte le banche del

campione. Il risultato viene in seguito ponderato applicando il peso assegnato all'indicatore all'interno di ciascuna categoria e, infine, vengono sommati i punteggi ponderati.

Di seguito viene proposta la tabella con le ponderazioni di ogni indicatore:

Sistema di misurazione basato su più indicatori		
Categoria (ponderazione)	Indicatore	Ponderazione dell'indicatore
Operatività internazionale (20%)	Attività estere	10%
	Passività verso altre giurisdizioni	10%
Dimensione (20%)	Esposizione totale secondo la definizione data dalle disposizioni sull'indice di leva finanziaria di Basilea 3	20%
Interconnessione (20%)	Attività verso altre società finanziarie	6,67%
	Passività verso altre società finanziarie	6,67%
	Indice della provvista all'ingrosso	6,67%
Sostituibilità come operatore di mercato e fornitore di servizi (20%)	Attività in custodia	6,67%
	Pagamenti compensati e regolati mediante sistemi di pagamento	6,67%
	Valore delle transazioni sottoscritte nei mercati obbligazionari e azionari	6,67%
Complessità (20%)	Valore nozionale dei derivati OTC	6,67%
	Attività di terzo livello	6,67%
	Valore delle attività detenute a fini di negoziazione e disponibili per la vendita	6,67%

Viene riportato di seguito una breve descrizione degli indicatori sopra elencati utilizzati per la valutazione dell'importanza sistemica globale di una banca.

a) OPERATIVITA' INTERNAZIONALE

L'obiettivo di questa categoria è quantificare il peso internazionale delle banche, ovvero l'entità delle operazioni condotte da una banca al di fuori della giurisdizione in cui ha sede legale. Tanto più è grande la portata globale dell'operatività di una banca, tanto più difficile sarà coordinare gli interventi di aiuto e tanto più ampi risulteranno gli effetti negativi derivanti da un suo fallimento. Questa categoria è composta da due indicatori:

- *Attività estere*

Si basa sugli stessi dati che le banche trasmettono ogni trimestre alla banca centrale del proprio paese di origine per la redazione delle statistiche bancarie internazionali consolidate della *Banca dei Regolamenti Internazionali* (BRI). Le attività estere corrispondono alla somma delle attività internazionali, formate dalle attività

transfrontaliere e dalle attività locali in valuta estera, e dalle attività locali in moneta locale. Questo indicatore è considerato al netto delle attività infragruppo.

- *Passività estere*

Anche questo indicatore si basa sugli stessi dati che vengono comunicati trimestralmente alla BRI. Essi comprendono tutte le passività che un gruppo bancario possiede nei confronti di soggetti non residenti nel paese d'origine. Anche questo indicatore è considerato al netto delle passività infragruppo.

b) DIMENSIONE

Questa categoria è formata da un solo indicatore, riguardante le esposizioni totali, che consiste nelle esposizioni utilizzate nella definizione dell'indicatore di leva finanziaria in Basilea III. Secondo tale definizione le esposizioni da tenere in considerazione sono:

- Esposizioni in bilancio;
- Esposizioni in derivati;
- Esposizioni fuori bilancio;
- Esposizioni per operazioni di finanziamento tramite titoli.

Le condizioni per le quali le esposizioni in bilancio, diverse dagli strumenti derivati, possano rientrare nel calcolo dell'indicatore, devono essere considerate al netto degli accantonamenti specifici e di rettifiche di valore contabili e che non è consentita la compensazione tra prestiti e depositi.

Tanto più grande è una banca tanto più alta sarà la probabilità di danneggiare il sistema finanziario e l'economia globale nel caso di un suo fallimento, e questo comporterebbe un sentimento di sfiducia dei risparmiatori e del mercato finanziario nei confronti del sistema bancario e finanziario.

c) INTERCONNESSIONE

Le conseguenze negative successive al fallimento di una G-SIB, la quale ha una elevata rete di impegni contrattuali con altri istituti, provocano enormi disagi finanziari alle banche con le quali intrattengono rapporti, in quanto aumenta la probabilità di difficoltà economiche per le altre banche. Questa categoria è composta da tre indicatori:

- *Attività verso altre società finanziarie*

Calcolate come somma di: credito ad altre società finanziarie; disponibilità di titoli emessi da altre società finanziarie; valore netto di mercato delle operazioni pronti contro termine attive con altre società finanziarie; valore netto di mercato delle operazioni di prestito titoli ad altre società finanziarie; valore netto di mercato delle operazioni in derivati *Over the Counter* (OTC) con altre finanziarie.

Queste voci vengono calcolate al valore netto di mercato.

- *Passività verso altre società finanziarie*

Calcolate come somma di: depositi ricevuti da altre società finanziarie; insieme dei titoli negoziabili emessi dalla banca; valore netto di mercato delle operazioni pronti contro termine passive con altre società finanziarie; valore netto di mercato delle operazioni di indebitamento in titoli presso altre società finanziarie; valore netto di mercato delle operazioni in derivati OTC con altre società finanziarie.

Queste voci vengono calcolate al valore netto di mercato.

- *Indice della provvista all'ingrosso*

Esso tiene conto della misura in cui una banca si finanzia presso altre società finanziarie per il tramite del mercato della provvista all'ingrosso, cioè tiene conto di tutti i titoli emessi dalla banca in questione e non solo quelli detenuti da altri istituti finanziari o altri soggetti.

d) SOSTITUIBILITA' COME OPERATORE DI MERCATO E FORNITORE DI SERVIZI

Per questa categoria tanto è più piccolo il grado di sostituibilità di una banca, sia come operatore di mercato sia come fornitore di servizi alla clientela, tanto maggiore è il danno sistemico che viene provocato dalla crisi di tale istituto.

Alcuni istituti risultano essere importanti alle infrastrutture di mercato e alla fornitura di servizi finanziari, in quanto possono detenere un'ampia quota di mercato, al punto che non sarebbero facilmente sostituibili in un tempo tale da non interrompere l'operatività dei clienti.

Questa categoria è formata da tre indicatori:

- *Attività in custodia*

Fa riferimento all'offerta di servizi di deposito di sicurezza, di rendicontazione e di processamento di attività per conto della clientela per quanto riguarda la compravendita e il mantenimento di attività finanziarie. L'indicatore rappresenta tutte quelle attività che sono detenute dalla banca in qualità di custode per conto dei clienti.

- *Pagamenti compensati e regolati mediante sistemi di pagamento*

L'indicatore comprende il valore di tutti i pagamenti effettuati da una banca e inviati ai sistemi di pagamento a cui la banca partecipa. Questo indicatore serve per capire quanto una banca che tratta un numero elevato di transazioni potrebbe non essere in grado di processare tali pagamenti nel caso in cui fallisse, comportando gravi conseguenze per la propria liquidità e per quella della sua clientela.

- *Valore delle transazioni sottoscritte nei mercati obbligazionari e azionari*

L'indicatore rileva la difficoltà che una banca potrebbe avere nell'emissione di nuovi titoli, con ripercussioni negative per l'economia, quando ha sottoscritto un'ampia quota di strumenti di debito e di capitale nel mercato internazionale. L'indicatore è misurato dal valore annuo degli strumenti di debito e di capitale sottoscritti da una banca.

e) COMPLESSITA'

Questa categoria riguarda la dimensione aziendale, strutturale e operativa. Nel caso in cui una banca con una struttura complessa fallisca o si trovi in condizioni di difficoltà economica, i costi e il tempo necessario per risolvere la crisi sarebbero molto elevati rispetto a quelli che si avrebbero se la crisi colpisse un istituto meno complesso.

Questa categoria è composta da tre indicatori:

- *Valore nozionale dei derivati OTC*

L'indicatore fornisce una misura delle dimensioni del mercato e costituiscono il parametro entro il quale vengono determinati i pagamenti contrattuali nei mercati dei derivati. Esso viene calcolato come la somma dei valori nominali o nozionali lordi di tutti gli strumenti di rischio non compensati tramite una controparte.

- *Attività di terzo livello*

Si tratta di tutte quelle attività di cui non si riesce a determinare il fair value utilizzando misure osservabili, come ad esempio i prezzi di mercato o modelli. Per determinare il valore di queste attività vengono utilizzate stime o intervalli di valori corretti per il rischio.

- *Valore delle attività detenute a fini di negoziazione e delle attività disponibili per la vendita*

L'indicatore rappresenta il valore di quei titoli finanziari che, se venduti in periodi di forte stress di mercato, potrebbero provocare una svalutazione di tali titoli, inducendo

anche altri istituti a vendere i titoli in questione, causando un ulteriore abbassamento del loro valore.

I dati utilizzati per il calcolo degli indicatori devono rispettare diverse regole:

- i valori devono essere convertiti in euro, valuta stabile di riferimento dal Comitato di Basilea, al tasso di cambio spot al 31 Dicembre;
- i singoli pagamenti della banca devono essere convertiti in euro mediante il tasso di cambio calcolato per l'anno fiscale in esame.

Ogni indicatore è espresso come rapporto tra il valore calcolato per la singola banca e l'ammontare complessivo, calcolato come la somma dei valori di tutte le banche del campione. Il valore ottenuto, successivamente, viene moltiplicato per 10.000, affinché l'indicatore possa essere espresso in basis point. Per il punteggio finale di ogni banca, i dodici indicatori vanno moltiplicati per le loro ponderazioni e sommati, così da ottenere il punteggio rappresentativo dell'importanza sistemica di una banca. Il punteggio totale massimo è di 10.000 punti base, ossia il punteggio che una banca avrebbe nel momento in cui fosse l'unica banca presente nel campione.

4.2. SELEZIONE DEL CAMPIONE

Nel Gennaio 2011 il Comitato di Basilea ha raccolto i dati per gli indicatori che rientrano nel sistema di valutazione considerando un campione formato da 73 banche. Quest'ultime sono state scelte perché ritenute essere le maggiori banche mondiali in base alla loro dimensione e al giudizio delle autorità di vigilanza, che facevano parte del Comitato di Basilea. Il campione comprendeva istituti di Australia, Belgio, Brasile, Canada, Cina, Corea, Francia, Germania, Giappone, India, Italia, Paesi Bassi, Regno Unito, Spagna, Stati Uniti, Svezia e Svizzera, le quali detenevano il 65% circa delle attività bancarie mondiali.

Per questa prima analisi non si è seguito un vero e proprio criterio che regolamentasse le banche che rientravano nel campione, solo dopo la prima revisione del metodo il Comitato di Basilea ha delineato delle regole standard da seguire per la scelta delle banche da far rientrare nel campione. Queste regole saranno spiegate in maniera più approfondita nel capitolo "EVOLUZIONE DELLE POLICY".

Il metodo prevede che la valutazione venga effettuata al livello di consolidamento elevato, infatti vengono considerate la società holding e tutte le società collegate e controllate.

5. GIUDIZIO DELLE AUTORITA' DI VIGILANZA

I risultati ottenuti con gli indicatori sopra elencati potranno essere integrati dal giudizio dell'autorità di vigilanza competente. Il Comitato di Basilea, a questo proposito, ha enunciato quattro principi:

- l'applicazione del giudizio dell'autorità per modificare i punteggi dovrà essere restrittiva: in particolare, il giudizio potrà prevalere sulla classificazione riveniente dagli indicatori solo in casi eccezionali; tali casi saranno presumibilmente rari;
- il giudizio dell'autorità di vigilanza dovrà riferirsi ai fattori relativi all'impatto sistemico globale di una banca, ossia agli effetti degli eventuali casi di difficoltà/fallimento e non alla probabilità di difficoltà/fallimento (rischiosità) della banca;
- nel processo di individuazione delle G-SIB non dovrebbero entrare in gioco considerazioni sulla qualità delle politiche e dei sistemi di risoluzione delle crisi di una determinata giurisdizione;
- il giudizio dell'autorità di vigilanza dovrebbe basarsi su informazioni quantitative e qualitative ben documentate e verificabili.

5.1. INDICATORI SUPPLEMENTARI

Il Comitato di Basilea, inoltre, ha individuato diversi indicatori supplementari per quantificare aspetti specifici della rilevanza sistemica di un istituto che potrebbero sfuggire dal sistema di misurazione basato sugli indicatori.

Di seguito si propone la tabella nella quale vengono elencati gli indicatori supplementari:

Elenco degli indicatori supplementari standardizzati	
Categoria	Indicatore
Operatività internazionale	Ricavi derivanti dall'operatività estera in rapporto ai ricavi totali
	Attività e passività estere in rapporto alle attività e passività totali
Dimensione	Ricavi lordi o netti
	Capitalizzazione di borsa
Sostituibilità come operatore di mercato e fornitore di servizi	Grado di partecipazione al mercato: 1. valore lordo ai prezzi di mercato delle operazioni pronti contro termine attive e passive e delle operazioni di prestito titoli 2. valore lordo ai prezzi di mercato delle operazioni in derivati OTC
Complessità	Numero di giurisdizioni

Viene riportato di seguito una breve descrizione degli indicatori sopra elencati.

a) OPERATIVITA' INTERNAZIONALE

- *Ricavi derivanti dall'operatività estera in rapporto ai ricavi totali*

Fornisce alle autorità di vigilanza quanto è estesa l'attività della banca al di fuori della propria giurisdizione.

- *Attività e passività estere in rapporto alle attività e passività totali*

Fornisce alle autorità di vigilanza quanto è estesa l'attività della banca al di fuori della propria giurisdizione.

b) DIMENSIONE

- *Ricavi lordi o netti*

Rappresenta una misura alternativa della dimensione di una banca all'interno del sistema bancario, in termini sia di quantità di asset posseduti sia di volume di fatturato generato.

- *Capitalizzazione di borsa*

Rappresenta una stima del probabile impatto che il fallimento di una banca avrebbe sui mercati azionari, ma può anche essere considerata come la stima del contributo della banca all'attività economica.

c) SOSTITUIBILITA' COME OPERATORE DI MERCATO E FORNITORE DI SERVIZI

- *Grado di partecipazione al mercato*

Esso permette di quantificare ulteriormente il grado di sostituibilità di una banca in caso di gravi difficoltà finanziarie o, nell'ipotesi peggiore, di default.

d) COMPLESSITA'

- *Numero di giurisdizioni*

Esprime la complessità di una banca e la difficoltà di risolvere, in termini di tempi e costi, una eventuale crisi derivante dal fallimento della banca stessa.

5.2. GIUDIZIO QUALITATIVO

In ultima analisi, il punteggio ottenuto mediante il metodo basato su più indicatori con l'aggiunta di quelli supplementari può essere ulteriormente integrato con un giudizio qualitativo effettuato dalle autorità di vigilanza. Ciò consentirà di tenere conto di fattori, non facilmente quantificabili mediante gli indicatori, che incorporano la reale importanza sistemica di una banca.

La procedura per l'integrazione del giudizio qualitativo delle autorità nel punteggio quantitativo segue i seguenti passi:

- a) raccolta dei dati e delle osservazioni dell'autorità di vigilanza per tutte le banche del campione;
- b) applicazione meccanica del sistema di misurazione basato su più indicatori e ripartizione in classi;
- c) sulla base di una procedura concordata, le autorità competenti propongono eventuali modifiche dei punteggi delle singole banche;
- d) il Comitato di Basilea formula le raccomandazioni da sottoporre all'FSB;
- e) l'FSB e le autorità nazionali, sentito il Comitato di Basilea, prendono le decisioni definitive.

Il giudizio dell'autorità di vigilanza andrà ad integrarsi ai risultati del sistema di misurazione basato su più indicatori in modo efficace e trasparente, e il punteggio finale dovrà essere coerente con quello attribuito dal Comitato di Basilea.

5.3. REVISIONE PERIODICA

La metodologia di valutazione propone il punto di riferimento per la revisione periodica della condizione di G-SIB delle singole banche, infatti l'elenco stilato dal Comitato di Basilea può cambiare, andando ad aggiungere/togliere banche che nel tempo hanno acquisito/perso i requisiti tali per renderle di rilevanza sistemica, o ancora facendole passare da una classe all'altra. Per questo motivo, l'FSB aggiorna la lista delle G-SIB e i punteggi delle singole banche ogni anno, così facendo esse sono incentivate a modificare i propri modelli di business al fine di ridurre la loro sistematicità. Si è scelto, invece, di aggiornare ogni tre anni:

- la soglia minima sopra la quale una banca rientra nella categoria di G-SIB;
- le soglie di demarcazione tra le varie classi di importanza sistemica;
- i denominatori usati nel calcolo degli indicatori;
- il campione di banche su cui viene effettuata l'analisi quantitativa;
- la metodologia applicata al calcolo del punteggio, per tenere in considerazione gli sviluppi del sistema bancario e i progressi nelle metodologie per il calcolo dell'importanza sistemica.

6. OBBLIGHI DELLE G-SIB

Gli istituti, che vengono classificati di importanza sistemica globale da parte del *Financial Stability Board*, sono obbligati a stanziare una riserva che serve per soddisfare il requisito addizionale di assorbimento delle perdite. Tale riserva, attualmente, può arrivare fino al 3,5% del totale delle attività ponderate per il rischio, ossia *Risk Weighted Assets* (RWA), e deve essere costituita da capitale formato esclusivamente da *Common Equity Tier 1* (CET1), affinché risulti di effettivo supporto nel caso di eventi sistemici.

È stato scelto il CET1 perché rappresenta il capitale di maggiore qualità all'interno del patrimonio di una banca ed è in grado di assorbire le perdite in condizioni di continuità aziendale. Esso è la somma di diversi componenti:

- strumenti di capitale, specificati nell'articolo 28 del regolamento (UE) n.575/2013 del Parlamento e del Consiglio Europeo;
- sovrapprezzi di emissione relativi agli strumenti sopracitati;
- utili non distribuiti;
- altre componenti di conto economico complessivo accumulate;
- altre riserve;
- fondi per rischi bancari generali.

Questo capitale può essere considerato nel momento in cui la banca lo possa utilizzare senza alcuna limitazione per la copertura dei rischi e per l'assorbimento delle perdite dovute alla manifestazione di tali rischi.

Prima di decidere che il requisito HLA dovesse essere soddisfatto solo con il CET1, sono stati condotti diversi studi tenendo in considerazione altri tipi di capitale, anche di minor qualità, come il *Contingent Capital*, che può essere trasformato in *Common Equity* quando la banca è in condizioni di continuità aziendale.

Il Comitato di Basilea, al termine di questi studi, è giunto alla conclusione che il *Contingent Capital* non poteva essere impiegato per il requisito addizionale di assorbimento delle perdite, ma è stato consigliato per soddisfare i requisiti più stringenti stabiliti dalle autorità nazionali.

Nel momento in cui una G-SIB non rispetti il requisito HLA entro il termine previsto, dovrà concordare un piano di correzione patrimoniale che le permetterà di tornare al rispetto del requisito. Fino a che il piano di risanamento concordato non verrà completato e il requisito non sarà rispettato,

la banca sarà soggetta ai vincoli di distribuzione dei dividendi previsti dalle fasce del buffer di conservazione del capitale e ad altre disposizioni che saranno stabilite dalle autorità di vigilanza.

Nel caso in cui una G-SIB passi ad una classe di rilevanza sistemica con un requisito più elevato di assorbimento delle perdite, avrà 12 mesi a disposizione per soddisfare tale requisito. Se, allo scadere del periodo di transizione, la banca non riesce a soddisfare il requisito addizionale di assorbimento delle perdite, verrà trattenuto il capitale previsto per il buffer ampliato di conservazione del capitale.

7. SUDDIVISIONE DELLE BANCHE IN CLASSI DI RILEVANZA SISTEMICA

Il Comitato di Basilea ha attribuito un punteggio alle banche prese in considerazione, in maniera tale che tutte quelle che presentavano uno score pari o maggiore ad un punteggio soglia, stabilito in precedenza, venissero classificate come G-SIB. Per quelle che rientravano nella classifica, inoltre, il Comitato di Basilea le obbligava a detenere capitale supplementare in base al loro grado di rilevanza sistemica.

Il punteggio di cut-off può essere modificato durante la revisione periodica che avviene ogni tre anni.

Nel determinare le linee di demarcazione che dividono fra di loro le diverse classi, dette anche buffer, il Comitato di Basilea ha considerato diversi aspetti:

- le varie classi dovrebbero avere dimensioni uguali in termini di punteggi, garantendo che le valutazioni della rilevanza sistemica siano comparabili nel tempo e incentivando le banche a ridurre la propria rilevanza sistemica;
- tra una classe e l'altra c'è un sufficiente gap che garantisce che banche con punteggi simili rientrino all'interno della stessa classe e ricevano lo stesso trattamento.

Il Comitato di Basilea, inoltre, ha ritenuto opportuno che venissero istituite quattro classi di pari dimensioni fra la soglia minima di punteggio e il punteggio massimo e che fosse costituita una quinta classe, vuota, al di sopra della classe più elevata al fine di spingere le banche a non aumentare il proprio grado di sistemicità. Nel caso in cui un giorno questa classe venisse popolata, verrà costituita una nuova classe vuota, cui sarà applicato un livello più elevato di capacità addizionale di assorbimento delle perdite.

Come per la soglia di cut-off, anche le linee di demarcazione tra le varie classi possono essere modificate ogni tre anni.

7.1. ENTITA' DELLA CAPACITA' ADDIZIONALE DI ASSORBIMENTO DELLE PERDITE

In base alla valutazione basata sulle diverse analisi empiriche, il Comitato di Basilea ha ritenuto che l'entità della capacità addizionale di assorbimento delle perdite per la classe più elevata dovrebbe essere pari in ogni momento al 2,5% delle attività ponderate per il rischio, e quella per la classe massima, inizialmente vuota, al 3,5% delle attività ponderate per il rischio. L'entità della capacità addizionale di assorbimento per la classe più bassa dovrebbe essere pari all'1,0% delle attività ponderate per il rischio. Il requisito addizionale di assorbimento delle perdite dovrà essere soddisfatto con mezzi patrimoniali di massima qualità, cioè con il Common Equity Tier 1.

In base al metodo di ripartizione in classi, l'entità della capacità addizionale di assorbimento delle perdite per ciascuna classe di rilevanza sistemica sarà la seguente.

Metodo di ripartizione in classi			
Classe di rilevanza sistemica	Intervalli di punteggi*	Capacità addizionale minima di assorbimento delle perdite (common equity in percentuale delle attività ponderate per il rischio)	Linee di demarcazione
5 (vuota)	D -	3,5%	530-629
4	C - D	2,5%	430-529
3	B - C	2,0%	330-429
2	A - B	1,5%	230-329
1	Soglia di punteggio minima - A	1,0%	130-229

*Nel caso il punteggio sia pari ai valori estremi di una classe, la banca è assegnata alla classe superiore.

Come si nota dalla tabella, ogni classe ha un diverso requisito HLA da detenere come riserva di capitale in percentuale crescente in relazione al punteggio di importanza sistemica.

Il Comitato di Basilea intende sottolineare che i requisiti addizionali di assorbimento delle perdite sopra definiti sono requisiti minimi, infatti le giurisdizioni nazionali sono libere di imporre requisiti più elevati alle rispettive banche nel caso in cui lo ritenessero opportuno.

7.2. IMPATTO DELL'IMPOSIZIONE DI UN REQUISITO ADDIZIONALE PER LE G-SIB

Il Comitato di Basilea e l'FSB hanno incaricato il *Macroeconomic Assessment Group* (MAG) di svolgere uno studio ulteriore riguardo il possibile impatto delle raccomandazioni relative alle banche di importanza sistemica globale e, inoltre, di valutare gli effetti macroeconomici della transizione verso maggiori requisiti di capitale e liquidità delle banche sistemiche.

Il MAG, per l'analisi, si è basato sui profili dell'impatto generato sul PIL dall'applicazione di coefficienti patrimoniali più elevati a tutte le banche di importanza internazionale. L'analisi

descriveva l'impatto sulla crescita derivante da ogni punto percentuale di aumento dei requisiti di capitale delle banche in un sistema finanziario nazionale rappresentativo, calcolato come rapporto tra Common Equity Tier 1 e attività ponderate per il rischio.

Il MAG è partito dalle valutazioni sui costi di transizione delle proposte di rafforzamento dei requisiti di capitale e di liquidità effettuate per le normative riguardanti Basile III e dai risultati della valutazione di lungo periodo svolta dal Comitato di Basilea in merito ai costi/benefici derivanti da un aumento dei requisiti patrimoniali (*Long-term Economic Impact*, LEI). Si è visto come i costi derivano per la maggior parte dall'impatto negativo delle operazioni delle banche sugli investimenti per aumentare gli spread dei tassi di interesse e per diminuire l'erogazione di prestiti, con il fine di preservare una quantità destinata alla riserva di capitale proposta per le G-SIB.

Lo studio, inoltre, ha sottolineato come una banca sistemica può soddisfare i requisiti di capitale imposti dal Comitato di Basilea:

- aumentare il capitale mediante l'emissione di nuove azioni;
- accumulare utili non distribuiti attraverso la riduzione del pagamento dei dividendi ai soci e l'aumento degli spread dei tassi sui prestiti rispetto ai costi di finanziamento;
- intraprendere operazioni di deleveraging, che comprendono la vendita di asset rischiosi o non strategici.

Le ipotesi sottostanti questo studio sono che l'orizzonte temporale considerato come periodo di transizione sia della durata di otto anni e che le stime dell'impatto siano lineari rispetto al tempo. Per i risultati si è considerata la stima della mediana non ponderata di 97 simulazioni svolte dal MAG. I risultati così ottenuti hanno evidenziato che l'impatto degli aumenti del coefficiente patrimoniale delle banche di rilevanza sistemica porterebbe il PIL a scendere al di sotto del proprio livello di riferimento, per poi risalire, nell'arco di due/tre anni dalla fine del periodo di transizione, fino ai livelli base. In definitiva, quindi, il MAG ha concluso che l'impatto della riserva di capitale richiesta per le G-SIB sul PIL e sulla crescita dovrebbe essere modesto.

8. EVOLUZIONE DELLE POLICY

Come enunciato nelle pagine precedenti, la policy e il metodo con cui vengono valutate le banche vengono riviste e, se necessario, modificate ogni tre anni.

La prima revisione da parte del Comitato di Basilea è stata effettuata nel luglio 2013 e sono state apportate diverse modifiche, che sono di seguito descritte:

- *Metodologia per la determinazione del campione di banche*

Viene definita una procedura chiara per la selezione delle banche che andranno a comporre il campione utilizzato ai fini del calcolo dei punteggi assegnati attraverso il sistema.

Sono incluse nel campione le seguenti banche:

- tutte quelle banche che nell'anno precedente sono state identificate come G-SIB, a meno che le autorità di vigilanza non decidano di escluderle per motivi validi;
- le 75 banche individuate vengono considerate di importanza sistemica sulla base delle loro esposizioni di fine esercizio calcolate in relazione all'indice di leva finanziaria di Basilea III;
- le autorità di vigilanza possono suggerire di aggiungere in maniera prudenziale delle banche in base alle loro caratteristiche.

Queste banche sono tenute a fornire alle autorità di vigilanza tutti i dati utili per il calcolo del punteggio.

- *Definizioni degli indicatori*

Sono stati modificati due indicatori utilizzati nella metodologia:

- nella categoria "Interconnessione" l'indicatore "Indice della provvista all'ingrosso" è stato sostituito con l'indicatore "Titoli in circolazione";
- dall'indicatore "Attività detenute per la negoziazione e disponibili per la vendita" sono state escluse le posizioni classificabili come attività liquide di elevata qualità (HQLA).

- *Massimale sulla categoria sostituibilità*

Si è notato che la categoria "Sostituibilità" aveva un impatto significativo sulla valutazione della rilevanza sistemica di una banca e, per questo motivo, si è introdotto un massimale oltre il quale tale categoria non può eccedere. La soglia massima è stata fissata a 500 punti base.

- *Pubblicazione del modello di segnalazione e delle relative istruzioni*

Sono stati pubblicati il modello di segnalazione e le relative istruzioni per la raccolta dei dati sugli indicatori.

- *Modifica del procedimento di normalizzazione dei punteggi delle banche*
Nella pubblicazione del 2011 i punteggi delle banche erano normalizzati per arrivare ad un massimo di 5. Per rendere più chiaro il procedimento di normalizzazione, il punteggio massimo possibile è di 10.000 punti base.
- *Conseguenze del popolamento della classe vuota*
Si è definita una descrizione del procedimento da seguire nel caso in cui dovesse servire creare una nuova classe, in seguito al popolamento di quella vuota.
Ogni nuova classe sarà di dimensione uguale a ciascuna delle classi popolate e il requisito addizionale minimo di assorbimento delle perdite aumenterà dell'1% delle attività ponderate per il rischio.
- *Fissazione del punteggio soglia e dei punteggi di demarcazione fra classi*
Sono stati resi pubblici anticipatamente i punteggi soglia e quelli relativi per la demarcazione fra le classi, così da consentire alle banche di calcolare il proprio punteggio prima dell'entrata in vigore dei requisiti addizionali di assorbimento delle perdite previsti per la prima revisione.
- *Frequenza dell'aggiornamento dei denominatori*
È stata modificata la frequenza con la quale vengono modificati i denominatori usati per il calcolo degli indicatori, passando da una cadenza triennale ad una annuale. In questo modo si rendono più rappresentativi i punteggi delle banche in rapporto al loro grado di importanza sistemica.
- *Requisiti di trasparenza informativa*
Sono stati introdotti degli obblighi di trasparenza informativa per tutte quelle banche con una dimensione complessiva superiore a EUR 200 miliardi (in termini di misura dell'esposizione definita nell'ambito della leva finanziaria di Basilea III) o per quelle che sono state classificate come G-SIB l'anno precedente. Queste banche devono rendere noti i valori dei dodici indicatori, di fine esercizio, utilizzati nella metodologia e, se richiesto dalle autorità nazionali, devono pubblicare la scomposizione completa degli indicatori.

La seconda revisione da parte del Comitato di Basilea è stata effettuata nel luglio 2018 e sono state apportate diverse modifiche, che sono di seguito descritte:

- *Modifiche alla definizione degli indicatori "Operatività internazionale"*
Sono state modificate le definizioni degli indicatori inerenti alla categoria "Operatività internazionale" in modo tale che risultino coerenti con le statistiche utilizzate dall'organismo BIS.

- *Introduzione di un indicatore del volume degli scambi e modifica dei pesi nella categoria di sostituibilità*

È stato aggiunto un quarto indicatore “Volume degli scambi” e sono state modificate le ponderazioni tra gli indicatori all’interno della categoria, passando da 6,67% a 3,33% ciascuno.

- *Estensione dell’area di consolidamento alle controllate assicurative*

Poiché alcune giurisdizioni avevano al loro interno filiali assicurative nell’ambito di consolidamento regolamentare e altre no, il Comitato di Basilea ha deciso di includere le attività assicurative, così da non creare incoerenza nella valutazione sistemica dei gruppi bancari.

- *Revisioni degli obblighi informativi*

Ogni fine esercizio finanziario, tutte le banche con una misura dell’esposizione del coefficiente di leva finanziaria, comprese quelle derivanti da filiazioni assicurative, che supera i EUR 200 miliardi devono rendere noti i valori dei tredici indicatori utilizzati nella metodologia. Sono tenute a rendere noti i valori degli indicatori anche quelle banche che, pur avendo un’esposizione minore del valore soglia, sono state classificate come G-SIB nell’esercizio precedente. Le banche saranno obbligate alla divulgazione dei dati, qualora i dati utilizzati per calcolare i punteggi per le G-SIB risultassero differenti da quelli pubblicati in precedenza.

Queste modifiche entreranno in vigore dal 2021 e il requisito HLA che ne seguirà sarà valido dal 2023, in modo tale che le banche possano avere tutto il tempo per modificare il proprio profilo di rischio sistemico e alle autorità nazionali di modificare il quadro normativo.

9. MODELLO LOGIT ORDINALE E MODELLO REGRESSIONE LINEARE

9.1. INTRODUZIONE AI MODELLI

In statistica il modello di regressione logistica ordinale (*ologit*) è un modello per l'analisi di variabili dipendenti categoriche e ordinate, permette di descrivere la relazione casuale esistente tra una variabile dipendente di risposta (o variabile dipendente) e una o più variabili esplicative (o variabili indipendenti). Il modello viene utilizzato quando la variabile dipendente è dicotomica e, quindi, può assumere valori che appartengono a più di due categorie di risultati.

La variabile dipendente è contraddistinta da due caratteristiche:

- **Categorica**, cioè può assumere valori compresi in due o più “classi di valori”;
- **Ordinata**, cioè esiste un ordine naturale nella classificazione delle categorie.

Questo modello di regressione può essere applicato solo quando i dati verificano un'assunzione di base che è quella delle *probabilità proporzionali* (proportional odds assumption POA). Questo assunto afferma che la relazione tra due classi di valore qualsiasi è staticamente la stessa: i coefficienti che descrivono la relazione tra la categoria più bassa e quella più alta di valori assumibili dalla variabile dipendente sono gli stessi di quelli che descrivono la relazione tra la classe inferiore successiva e tutte le altre categorie di valori più alti. Poiché la relazione tra le classi di valori è la stessa, esiste un solo insieme di coefficienti.

Si ipotizzi che esista una variabile che riesca a rappresentare per ogni singola banca il suo *STATUS*, cioè il suo posto d'ordine e quindi il relativo grado di rischio. Si indichi tale variabile con y' e la si può ricavare con la seguente formula:

$$y'_i = \alpha + \beta X_i + \mu_i$$

con il pedice “i” si indica la i-esima variabile.

La variabile dicotomica si può osservare tramite:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } y^* > 0 \\ 0, & \text{se } y^* \leq 0 \end{cases} \quad \begin{cases} \text{se } \mu > -\alpha - \beta x \\ \text{se } \mu \leq -\alpha - \beta x \end{cases}$$

La probabilità che “ y_i ” sia uguale a 1 coincide con la probabilità che $\mu_i > -\alpha - \beta x_i = 1 - F(-\alpha - \beta x_i)$ in cui F è la funzione di distribuzione cumulativa di μ_i .

$$Prob (y_i = 1) = Prob (\mu_i > -\alpha - \beta x_i) = 1 - F(-\alpha - \beta x_i)$$

Ipotizzando una distribuzione logistica:

$$Prob(y_i = 1) = P_i = 1 - F(-\alpha - \beta x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta x_i)}} = \frac{e^{(\alpha + \beta x_i)}}{1 + e^{(\alpha + \beta x_i)}}$$

$$Prob(y_i = 0) = 1 - P_i = \frac{e^{(\alpha + \beta x_i)}}{1 + e^{(\alpha + \beta x_i)}}$$

Di conseguenza:

$$\ln \left[\frac{P_i}{1 - P_i} \right] = \alpha + \beta X_i$$

Equivalente a:

$$\ln \left[\frac{f_a(X_i)}{f_s(X_i)} \right] = \alpha + \beta X_i$$

dove f_s rappresenta la funzione di densità di probabilità della popolazione sana, f_a rappresenta la funzione di densità di probabilità delle anomale.

Tramite la funzione di verosimiglianza:

$$L = \prod_{y_i=0} F(-\beta' x_i) \prod_{y_i=1} F(1 - \beta' x_i)$$

$$F(1 - \beta' x_i) = \frac{1}{1 + e^{\beta' x_i}} = Prob(y_i = 0|x_i)$$

$$1 - F(-\beta' x_i) = \frac{e^{\beta' x_i}}{1 + e^{\beta' x_i}} = Prob(y_i = 1|x_i)$$

da questa si ricava la funzione di massima verosimiglianza:

$$L = \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + e^{\beta' x_i}} \right)^{(1-y_i)} \left(\frac{e^{\beta' x_i}}{1 + e^{\beta' x_i}} \right)^{y_i}$$

Nel caso si ipotizzasse che la distribuzione cumulata sia di tipo Normale, si otterrebbe un modello detto Probit o Normit in cui si assume che la distribuzione dei residui sia di tipo Normale con media pari a 0 e varianza costante. La distribuzione cumulata è formulata nel modo seguente:

$$F(1 - \beta' x_i) = \int_{-\infty}^{-\beta' x_i/\sigma} \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} \exp\left(-\frac{r^2}{2}\right) dr$$

La distribuzione Logistica ha un andamento simile alla distribuzione Normale, tranne per le code. Per questo motivo è preferibile utilizzare il modello logit poiché è più semplici in termini operativi e matematici.

La stima del logit avviene tramite il criterio della massima verosimiglianza. La probabilità condizionata che la variabile dipendente assuma il valore 1 date le altre variabili indipendenti non è lineare, ma la relazione dell'odds (rapporto tra le probabilità che sono tra di loro complementari) ha un andamento Lineare.

$$odds = \frac{Prob(y_i|x_i)}{1 - Prob(y_i|x_i)}$$

$$Ln(odds) = logit (Prob(y_i|x_i)) = Ln \left[\frac{Prob(y_i|x_i)}{1 - Prob(y_i|x_i)} \right] = \beta'x_i$$

Applicando la funzione logaritmo all'odds si ottiene il logit.

La funzione di log-verosimiglianza è la seguente:

$$\begin{aligned} \ln(L) &= \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[Prob(y_i|x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - Prob(y_i|x_i)]\} \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \ln \left[\frac{Prob(y_i|x_i)}{1 - Prob(y_i|x_i)} \right] + \ln[1 - Prob(y_i|x_i)] \right\} \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \beta'x_i + \ln \left[1 - \frac{e^{\beta'x_i}}{1 + e^{\beta'x_i}} \right] \right\} \\ &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \beta'x_i + \ln \left[\frac{1}{1 + e^{\beta'x_i}} \right] \right\} = \sum_{i=1}^n \{y_i \beta'x_i - \ln[1 + e^{\beta'x_i}]\} \end{aligned}$$

Utilizzando una sola variabile indipendente ed esplicativa x_i e ipotizzando che sia lineare:

$$\beta'x = \beta_1 + \beta_2 x_i$$

Si trova, quindi, il sistema di massima verosimiglianza calcolando la derivata prima del logaritmo della funzione di massima verosimiglianza rispetto ai coefficienti. Successivamente si pone l'uguaglianza pari a zero in modo da massimizzare il valore assunto:

$$\begin{aligned} \frac{\partial Ln(L)}{\partial \beta_1} &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i - \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} \right\} = 0 \\ \frac{\partial Ln(L)}{\partial \beta_2} &= \sum_{i=1}^n \left\{ y_i x_i - \frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{1 + e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}} x_i \right\} = 0 \end{aligned}$$

Si definisce p_i la probabilità dell'evento:

$$\frac{e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}{1 - e^{\beta_1 + \beta_2 x_i}}$$

Allora:

$$\sum_{i=1}^n y_i = \sum_{i=1}^n p_i$$

$$n_a = \sum_{i=1}^n p_i$$

Il modello si applica solo ai dati che soddisfano l'assunzione di probabilità proporzionale. Supponiamo che le proporzioni siano rispettivamente p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 , i log di assumere una certa probabilità sono:

$$\log \frac{p_1}{p_2 + p_3 + p_4 + p_5} \quad 0$$

$$\log \frac{p_1 + p_2}{p_3 + p_4 + p_5} \quad 1$$

$$\log \frac{p_1 + p_2 + p_3}{p_4 + p_5} \quad 2$$

$$\log \frac{p_1 + p_2 + p_3 + p_4}{p_5} \quad 3$$

L'ipotesi delle probabilità proporzionali è che il numero aggiunto a ciascuno di questi logaritmi per ottenere il prossimo è la stessa in tutti i casi. I coefficienti della combinazione lineare non possono essere stimati utilizzando i minimi quadrati ma, di solito, sono stimati utilizzando la massima verosimiglianza.

Se tale ipotesi viene violata, non è possibile utilizzare questo tipo di modello e, pertanto, bisogna considerare modelli alternativi, ad esempio la *Regressione Lineare Multipla*.

Questa tipologia di regressione considera diverse variabili indipendenti per svolgere delle previsioni sulla variabile dipendente. L'obiettivo di tale regressione è il calcolo dei coefficienti di regressione campionari b_0, b_1 e b_2 , che sono utilizzati come stimatori dei corrispondenti parametri della popolazione β_0, β_1 e β_2 . Il modello è il seguente:

$$\hat{Y}_i = b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i} + \varepsilon_i$$

con \hat{Y}_i variabile dipendente; b_0 intercetta; b_1 e b_2 coefficienti della regressione campionaria; X_{1i} e X_{2i} variabili indipendenti; ε_i errore campionario.

Per calcolare i coefficienti della regressione campionari si utilizza il metodo dei minimi quadrati (*Ordinary Least Squares*), che prevede la soluzione del problema di minimizzazione seguente:

$$\min_{b_0, b_1, b_2} \sum_{i=1}^n [Y_i - (b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i})]^2$$

Si minimizza la somma dei quadrati delle differenze tra i valori reali osservati Y_i e i valori stimati \hat{Y}_i in base alla retta di regressione stimata $(b_0 + b_1 X_{1i} + b_2 X_{2i})$. Così si ricavano i coefficienti di regressione campionaria b_0 , b_1 e b_2 .

$$\hat{b}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{1i} - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_{1i} - \bar{X}_1)}$$

$$\hat{b}_2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{2i} - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (X_{2i} - \bar{X}_2)}$$

$$\hat{b}_0 = \bar{Y} - \hat{b}_1 \bar{X}_1 - \hat{b}_2 \bar{X}_2$$

All'applicazione del modello segue un'analisi della varianza per verificare la bontà di adattamento dei dati al modello. Una delle statistiche più utilizzate è l' R^2 , che misura la quota della varianza della variabile dipendente spiegata dalle variabili indipendenti, ossia quanto le variabili esplicative risultano significative per la determinazione del valore della variabile dipendente.

La formula risulta essere la seguente:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})} = \frac{ESS}{TSS}$$

Una volta stimati i coefficienti del modello, si procede con la valutazione della significatività delle variabili utilizzate: si attuano test di ipotesi statistici al fine di determinare se le variabili indipendenti siano *statisticamente significative* in relazione alla variabile di interesse.

La valutazione può essere effettuata testando l'accuratezza della risposta con o senza la presenza di una variabile. Se la generica variabile indipendente aggiunge informazioni e fornisce un'analisi molto accurata del modello, allora sarà necessario integrare tale variabile nella regressione. La procedura, allora, si basa sul confronto dei valori osservati in uscita dal modello con la presenza della variabile indipendente o senza di essa. La funzione matematica da utilizzare per confrontare i modelli dipende dal tipo di problema che si cerca di risolvere. Se i valori predetti in uscita, utilizzando una variabile, sono migliori allora si può ritenere quella variabile significativa. Nella regressione logistica il

confronto tra i valori osservati e stimati si basa sulla funzione di log-verosimiglianza descritta in precedenza. Il confronto viene effettuato secondo la seguente funzione:

$$D = -2\ln \left[\frac{LRI \text{ del modello senza la variabile } x}{LRI \text{ del modello con la variabile } x} \right]$$

$$= -2\ln \left[\frac{\binom{n_a}{n} n_a \binom{n_s}{n} n_s}{\prod_{i=1}^n \text{Prob}(y_i|x_i)^{y_i} [1 - \text{Prob}(y_i|x_i)^{(1-y_i)}]} \right]$$

con LRI (*likelihood ratio index*) del modello senza variabile x è il modello stimato (L_k) mentre LRI con la variabile è detto modello saturo (L_s).

La statistica D è la *devianza*, indicatore utilizzato per valutare la bontà di adattamento. Si può osservare che:

$$L_k < L_s \text{ implica } \frac{L_k}{L_s} < 1 \text{ implica } -2 \ln \left(\frac{L_k}{L_s} \right) > 0$$

$$\text{se } L_k \rightarrow L_s \text{ questo implica } D \rightarrow 0$$

Quanto più L_k si avvicina a L_s , tanto maggiore è l'adattamento: valori piccoli di D indicano un buon adattamento. L'adattamento migliore è quando il modello predetto si avvicina il più possibile al modello saturo, cioè quando le variabili esplicative sono numerose.

Un ulteriore indice utilizzato per verificare la bontà di adattamento è LRI, che esprime il rapporto tra il valore della funzione di log-verosimiglianza dell'intero modello, considerando tutte le variabili utilizzate, e il valore della log-verosimiglianza calcolata utilizzando solo la costante. Questo test si effettua per verificare se tutti i coefficienti delle variabili sono nulli o meno.

$$LRI = 1 - \frac{\ln(L)}{\ln(L_0)}$$

LRI assume valori compresi tra 0 e 1. Se il modello con le variabili utilizzate è efficace, il rapporto di verosimiglianza è piccolo, portando l'indice a valori molto alti. Ogni coefficiente del modello si valuta come rapporto tra il valore predetto del coefficiente risultante dalla regressione e il suo errore standard relativo. Si sceglie un livello di significatività e si paragona con esso. Tale test prende il nome di *test Wald*: si va a verificare l'ipotesi nulla che il coefficiente j sia pari a zero, contro l'ipotesi alternativa che il coefficiente j sia diverso da zero.

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

Con statistica test:

$$test\ Wald\ (W) = \frac{\beta_j}{Standard\ Error\ (\beta_j)}$$

Sotto l'ipotesi che la statistica di Wald si distribuisce come una normale standard.

Se $|W_{obs}| > Z_{\alpha/2}$ questo implica un rifiuto dell'ipotesi nulla H_0 , cioè si rifiuta l'ipotesi nulla di assenza di effetto della variabile esplicativa.

Per l'intervallo di confidenza rispetto a β_j :

$$\beta_j \pm z_{1-\alpha/2} * Standard\ Error\ (\beta_j)$$

Dove $z_{1-\alpha/2}$ indica il quantile della normale standardizzata riferito al livello di significatività α scelto in precedenza. L'errore standard si riferisce alle derivate parziali della funzione log-verosimiglianza ordinate in una matrice dove si calcola l'inversa.

Affinché il modello sia equilibrato, bisogna selezionare delle variabili significative tramite l'interpretazione del p-value associato a ciascun coefficiente. Per definizione, il p-value rappresenta la probabilità che il test accetti l'ipotesi nulla H_0 (secondo cui la variabile non è statisticamente significativa). Infatti, il p-value testa l'ipotesi che ciascun coefficiente sia diverso da 0. Se il p-value è inferiore al valore di α (livello di significatività scelto) allora si può rifiutare l'ipotesi nulla. Si può concludere che la variabile ha un'influenza significativa sulla variabile dipendente Y. Sfruttando quindi il metodo del p-value, si può eliminare tutte le variabili con un p-value elevato, quindi non significative.

9.2. REGRESSIONE LINEARE E LOGISTICA ORDINALE

Per eseguire una buona regressione è fondamentale prendere in considerazione un numero limitato di Banche sistemiche in modo da essere agevolati nel reperire e nel comparare i dati necessari. L'indagine è stata sviluppata su un orizzonte temporale di 8 anni, ovvero dal 2013 al 2020. Sono state escluse dal campione compagnie di assicurazione ritenute di importanza sistemica e quelle banche che, nel periodo preso in considerazione, sono entrate o uscite dall'elenco stilato dal FSB, così da avere per ogni Banca del campione i dati sufficienti per l'analisi.

Da una popolazione di 34 Banche ne sono state selezionate 18 che rispettassero i requisiti previsti:

- 1) Bank of America;
- 2) Bank of China;
- 3) Barclays;
- 4) BNP Paribas;
- 5) Citigroup;
- 6) Deutsche Bank;
- 7) Goldman Sachs;
- 8) HSBC;
- 9) Industrial & Commercial Bank of China;
- 10) ING Bank;
- 11) JP Morgan Chase;
- 12) Mitsubishi UF J FG;
- 13) Mizuho FG;
- 14) Morgan Stanley;
- 15) Santander;
- 16) Société Générale;
- 17) UniCredit;
- 18) Wells Fargo.

Sono state escluse dal campione: Agricultural Bank of China; Bank of New York Mellon; BBVA; Credit Suisse; China Construction Bank; Groupe BPCE; Groupe Crédit Agricole; Limited; Nordea; Royal Bank of Canada; Royal Bank of Scotland; Standard Chartered; State Street; Sumitomo Mitsui FG; Toronto Dominion; UBS.

Una volta stabilito il campione, si è deciso di prendere in esame la variabile dipendente STATUS, che rappresenta il posto d'ordine delle singole banche, che secondo il FSB può assumere valori da 1 (rischio sistemico basso) a 5 (rischio sistemico alto). Per determinare la variabile STATUS, si è applicata sia una regressione logistica ordinale sia una regressione lineare che sfruttano variabili macroeconomiche atte a spiegare in modo completo la situazione economico-finanziaria delle Banche.

Successivamente ci si è concentrati nella ricerca e calcolo delle variabili indipendenti che possono rispecchiare al meglio la situazione proposta dal FSB. Come per la selezione delle Banche, al fine di ottenere un modello stabile, si sono considerate un numero limitato di variabili, poiché aumentando il numero di esse, si aumentano anche gli errori standard delle stime. Inoltre, è importante ricordare che la regressione risente del fenomeno della multicollinearità, poiché, quando si verifica una dipendenza lineare tra i regressori, la significatività e l'attendibilità dei singoli coefficienti può diminuire. Le variabili esplicative prese in considerazione, sono state ricavate direttamente dai bilanci consolidati delle singole Banche, e, per tanto, risultano essere:

- 1) REDDITIVITA' DELLA COMPLESSA GESTIONE
 - ROE: Return On Equity e serve per valutare la capacità di remunerazione del capitale di pertinenza degli azionisti
 - ROE*: redditività complessiva
 - ROA: Return On Asset
 - Leva finanziaria
 - Componente straordinaria
 - Peso carico fiscale
- 2) REDDITIVITA' DELLA GESTIONE ORDINARIA
 - Attività bancaria
 - Incidenza dei costi gestione
- 3) REDDITIVITA' DELL'ATTIVITA' BANCARIA
 - Rendimento dell'intermediazione
 - Deterioramento esposizione creditizia
 - Deterioramento valore dei crediti
 - Rapporto tra crediti verso cliente e totale attività
 - Rapporto tra attività finanziarie a fair value e totale attività
- 4) CONDIZIONI DI ECONOMICITA'
 - Cost-income ratio
 - Rapporto tra costi operativi e totale attività
- 5) DIMENSIONE
 - Logaritmo naturale del totale attività

Il database creato contiene 16 variabili indipendenti, ognuna delle quali raggruppa 144 osservazioni.

Una volta selezionate le variabili da utilizzare, si è seguita una procedura simile a quella del Comitato di Basilea, al fine di rendere confrontabili tra di loro i dati. La procedura sviluppata presenta i seguenti step:

- a) riportato per ogni banca del campione il valore di ciascun indicatore non ponderato, cioè ogni indicatore è espresso come rapporto tra il valore calcolato per la banca in esame e la somma dei valori di tutte le banche del campione;
- b) i valori ottenuti sono stati moltiplicati per 10.000 così da essere espressi in basis point;

c) i valori, infine, sono stati standardizzati utilizzando la seguente formula [(valore considerato – media campionaria)] / (deviazione standard campionaria).

Dopo aver selezionato il campione e le variabili, si può procedere con lo sviluppo vero e proprio del modello di regressione ordinale e lineare. Per effettuare questa analisi sono stati utilizzati i software “Stata” e “Microsoft Excel”.

Inizialmente è stato creato un data panel, inserendo le variabili in colonna e riportando i valori dei soggetti per riga, creando una riga per ogni periodo temporale, in questo modo si è reso leggibile il database di Excel al software Stata. Successivamente è stato importato il file nel software.

Con la funzione “.summarize” si sono raccolte tutte le informazioni delle variabili utilizzate. Si propone di seguito la tabella con le evidenze:

```
. sum
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
banche	0				
anno	144	2016.5	2.299285	2013	2020
status	144	1.951389	.9485348	1	4
roe	144	2.57e-09	.9752174	-3.706839	2.26075
roe_comp	144	.0103788	.9756066	-3.533215	2.337206
roa	144	1.84e-09	.9752174	-2.631674	1.885036
leva_finan	144	1.55e-10	.9752174	-1.335566	4.006933
comp_strao	144	-5.90e-09	.9752174	-3.990502	4.005547
carico_fis	144	-3.36e-10	.9752174	-3.628633	3.961953
attivit_ba	144	3.63e-09	.9752174	-2.056826	1.731261
incidenza_	144	1.07e-09	.9752174	-3.929327	3.800687
rend_inter	144	-8.41e-10	.9752174	-2.232776	1.854023
det_esposi	144	1.28e-09	.9752174	-3.118638	1.802736
det_valore	144	3.61e-09	.9752174	-.8178303	3.986365
crediti_cl	144	3.26e-09	.9752174	-1.843065	2.048751
attivit_fi	144	3.23e-09	.9752174	-1.187121	2.580744
costincome	144	1.82e-09	.9752174	-1.474995	3.961881
costi_opta	144	1.62e-09	.9752174	-2.948907	2.000661
lnta	144	-3.24e-06	.9752158	-3.059248	.9291806

Con la funzione “.tabulate” si può osservare la percentuale cumulata della variabile dipendente STATUS:

```
. tabulate status
```

status	Freq.	Percent	Cum.
1	57	39.58	39.58
2	48	33.33	72.92
3	28	19.44	92.36
4	11	7.64	100.00
Total	144	100.00	

Prima di procedere con le regressioni, si è effettuato un'analisi di correlazione tra le variabili indipendenti, così da escludere quelle che risultano avere una forte correlazione. La funzione “.corr” ha rimandato la seguente situazione:

```
. corr roe roe_comp roa leva_finanziaria comp_straordinaria carico_fiscale attivit_bancaria incidenza_costi_gestione rend_intermediazione det_esposizione_creditizia
det_valore_crediti crediti_clientita attivit_finta costincome_ratio costi_opta lnta
(obs=144)
```

	roe	roe_comp	roa	leva_finanziaria	comp_s_a	carico_fiscale	attivita_bancaria	incidenza_costi_gestione	rend_intermediazione	det_esposizione_creditizia	det_valore_crediti	creditivta	attivita	costincome_ratio	costi_opta	lnta
roe	1.0000															
roe_comp	0.8028	1.0000														
roa	0.3117	0.2537	1.0000													
leva_finanziaria	-0.1851	-0.1410	-0.3546	1.0000												
comp_straordinaria	-0.0732	-0.1180	0.2450	0.0183	1.0000											
carico_fiscale	-0.1184	-0.0670	-0.2328	-0.0520	-0.0920	1.0000										
attivita_bancaria	0.0732	0.0187	0.5761	-0.5678	0.1118	-0.0539	1.0000									
incidenza_costi_gestione	0.3473	0.2917	0.3529	-0.2725	-0.0255	-0.1117	0.1273	1.0000								
rend_intermediazione	0.0990	0.0148	0.4975	-0.6056	0.0576	-0.0324	0.9001	0.2608	1.0000							
det_esposizione_creditizia	0.1879	0.1856	0.0914	-0.0135	-0.0797	-0.1134	0.2493	-0.0229	-0.0194	1.0000						
det_valore_crediti	-0.1433	-0.1096	0.0428	-0.1140	0.0162	-0.0257	0.1637	0.0046	0.1839	-0.0841	1.0000					
creditivta	-0.0016	0.0008	-0.1803	0.0720	-0.0066	0.0809	-0.2543	0.0034	-0.0871	-0.4250	-0.5038	1.0000				
attivita	-0.0903	-0.0096	-0.0131	0.2584	-0.0135	0.1374	-0.0903	-0.1151	-0.2439	0.3531	0.0301	-0.3402	1.0000			
costincome_ratio	-0.1308	-0.0484	-0.3760	0.2680	-0.1405	0.0364	-0.2993	-0.6069	-0.4220	0.2524	-0.0896	-0.0539	0.1666	1.0000		
costi_opta	-0.1221	-0.1456	0.1169	-0.4752	0.0106	0.1372	0.7726	-0.2083	0.7210	0.2407	0.1912	-0.2039	-0.0449	0.0065	1.0000	
lnta	0.2982	0.2122	0.0813	0.1190	-0.0221	-0.0400	-0.2042	0.0843	-0.2781	0.1433	0.0652	-0.5645	0.2237	0.0195	-0.3242	1.0000

Si può notare dalla matrice che c'è una forte correlazione tra:

- roe e roe_comp, con valore di 0.8028;
- leva_finanziaria e rend_intermediazione, con valore di -0.6056;
- attivita_bancaria e rend_intermediazione, con valore di 0.9001;
- attivita_bancaria e costi_opta, con valore di 0.7726;
- incidenza_costi_gestione e costincome_ratio, con valore di -0.6069;
- rend_intermediazione e costi_opta, con valore di 0.7210.

Per questo motivo si è deciso di trascurare dall'analisi le seguenti variabili indipendenti:

- roe;
- leva_finanziaria;
- attivita_bancaria;
- incidenza_costi_gestione;
- rend_intermediazione.

Successivamente si è effettuato una seconda analisi tra la variabile dipendente e le variabili indipendenti rimaste.

La funzione “.corr” ha rimandato la seguente situazione:

```
. corr status roe_comp roa comp_straordinaria carico_fiscale det_esposizione_creditizia det_valore_crediti crediti_clientita
attivita_finta costincome_ratio costi_opta lnta
(obs=144)
```

	status	roe_comp	roa	comp_s_a	carico_fiscale	det_esposizione_creditizia	det_valore_crediti	creditivta	attivita	costincome_ratio	costi_opta	lnta
status	1.0000											
roe_comp	-0.1046	1.0000										
roa	0.3350	0.2537	1.0000									
comp_straordinaria	0.1234	-0.1180	0.2450	1.0000								
carico_fiscale	-0.0749	-0.0670	-0.2328	-0.0920	1.0000							
det_esposizione_creditizia	0.0756	0.1856	0.0914	-0.0797	-0.1134	1.0000						
det_valore_crediti	0.0595	-0.1096	0.0428	0.0162	-0.0257	-0.0841	1.0000					
creditivta	-0.2440	0.0008	-0.1803	-0.0066	0.0809	-0.4250	-0.5038	1.0000				
attivita	-0.3157	-0.0096	-0.0131	-0.0135	0.1374	0.3531	0.0301	-0.3402	1.0000			
costincome_ratio	-0.1514	-0.0484	-0.3760	-0.1405	0.0364	0.2524	-0.0896	-0.0539	0.1666	1.0000		
costi_opta	0.2849	-0.1456	0.1169	0.0106	0.1372	0.2407	0.1912	-0.2039	-0.0449	0.0065	1.0000	
lnta	0.1321	0.2122	0.0813	-0.0221	-0.0400	0.1433	0.0652	-0.5645	0.2237	0.0195	-0.3242	1.0000

Si può notare dalla matrice che non sono presenti variabili molto correlate con la variabile STATUS, pertanto si può procedere con la prima regressione ordinale, andando ad utilizzare quest'ultime variabili.

```
. ologit status roe_comp roa comp_straordinaria carico_fiscale det_esposizione_creditizia det_valore_crediti
crediti_clientita attivit_finta costincome_ratio costi_opta lnta, robust
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -179.70297
Iteration 1: log pseudolikelihood = -144.5982
Iteration 2: log pseudolikelihood = -143.50657
Iteration 3: log pseudolikelihood = -143.50274
Iteration 4: log pseudolikelihood = -143.50274
```

```
Ordered logistic regression          Number of obs   =      144
                                   Wald chi2(11)      =      79.34
                                   Prob > chi2        =      0.0000
Log pseudolikelihood = -143.50274   Pseudo R2       =      0.2014
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.5735495	.1738523	-3.30	0.001	-.9142937	-.2328053
roa	.7549421	.2360821	3.20	0.001	.2922296	1.217655
comp_straordinaria	.089935	.1523265	0.59	0.555	-.2086194	.3884894
carico_fiscale	.1638237	.2031305	0.81	0.420	-.2343047	.5619522
det_esposizione_creditizia	.1385739	.212043	0.65	0.513	-.2770227	.5541705
det_valore_crediti	-.2156645	.2433225	-0.89	0.375	-.6925678	.2612388
crediti_clientita	-.5705461	.3422676	-1.67	0.096	-1.241378	.1002861
attivit_finta	-1.152183	.1966035	-5.86	0.000	-1.537519	-.766847
costincome_ratio	-.0559153	.2528964	-0.22	0.825	-.5515832	.4397526
costi_opta	.4346339	.2525434	1.72	0.085	-.0603421	.9296098
lnta	.4916811	.2816906	1.75	0.081	-.0604223	1.043784
/cut1	-.6430034	.2029134			-1.040706	-.2453005
/cut2	1.481677	.2373476			1.016484	1.94687
/cut3	3.277445	.3366838			2.617557	3.937334

Il numero di osservazioni è 144. Il test di Wald con valore 79.34 (p-value pari a 0.0000) indica che il modello fitta bene i dati utilizzati. Lo Pseudo R2 è 0.2014. Si può notare che roe_comp, roa e attivit_finta sono statisticamente significative al livello dell'1%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Per eseguire la regressione ordinale in Stata è stata utilizzata una funzione di tipo logit, la quale non permette di stimare direttamente le probabilità che una banca occupi un certo status, poiché i coefficienti sono log-odds: per trovare la probabilità bisogna prendere in considerazione l'esponenziale del valore in tabella. Ad esempio, a seguito di un aumento del roe complessivo, ci si aspetta una diminuzione del 0.5735 nel log-odds di diminuire lo status e quindi una probabilità del 56.35% ($e^{-0.5735}$) di migliorare il posto d'ordine iniziale.

Successivamente si analizza il significato economico di ogni variabile e il segno di ogni coefficiente ricavato dal modello, il quale deve risultare economicamente corretto. Di seguito si propone uno specchio rappresentativo delle aspettative sull'effetto delle variabili dipendenti sullo STATUS.

Variabile	Segno
Roe complessivo	Negativo
Roa	Positivo
Componente straordinaria	Positivo
Carico fiscale	Negativo
Deterioramento esposizione creditizia	Positivo
Deterioramento valore crediti	Positivo
Crediti clienti/TA	Negativo
Attività finanziaria/TA	Negativo
Costi-income ratio	Negativo
Costi operativi/TA	Positivo
Ln(TA)	Positivo

Tenendo presente i coefficienti calcolati, si può notare che le variabili “Carico fiscale” e “Deterioramento valore crediti” presentano il segno opposto alle aspettative economiche. Si tenta di migliorare il modello di regressione logistica ordinale provando ad escludere quest’ultime.

Si procede con la seconda regressione ordinale e si ottiene:

```
. ologit status roe_comp roa comp_straordinaria det_esposizione_creditizia crediti_clientita
attivit_finta costincome_ratio costi_opta lnta, robust
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -179.70297
Iteration 1: log pseudolikelihood = -145.33998
Iteration 2: log pseudolikelihood = -144.36165
Iteration 3: log pseudolikelihood = -144.35889
Iteration 4: log pseudolikelihood = -144.35889
```

```
Ordered logistic regression          Number of obs   =       144
                                     Wald chi2(9)    =       70.10
                                     Prob > chi2     =       0.0000
Log pseudolikelihood = -144.35889    Pseudo R2      =       0.1967
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.5745617	.1750423	-3.28	0.001	-.9176383	-.2314851
roa	.7279519	.2331156	3.12	0.002	.2710536	1.18485
comp_straordinaria	.0908006	.1523201	0.60	0.551	-.2077413	.3893425
det_esposizione_creditizia	.202477	.1884796	1.07	0.283	-.1669362	.5718902
crediti_clientita	-.3291443	.2727255	-1.21	0.227	-.8636764	.2053879
attivit_finta	-1.10018	.196851	-5.59	0.000	-1.486001	-.714359
costincome_ratio	-.0550143	.2548823	-0.22	0.829	-.5545744	.4445458
costi_opta	.4895601	.2441634	2.01	0.045	.0110087	.9681115
lnta	.6008149	.27246	2.21	0.027	.0668031	1.134827
/cut1	-.6371804	.2042434			-1.03749	-.2368707
/cut2	1.457702	.2315618			1.003849	1.911555
/cut3	3.244866	.3341573			2.58993	3.899802

Si può notare che roe_comp, roa e attivit_finta sono statisticamente significative al livello dell’1%; costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello del 5%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la terza regressione ordinale togliendo la variabile `costincome_ratio`, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre, per provare a migliorare il modello. Si ottiene:

```
. ologit status roe_comp roa comp_straordinaria det_esposizione_creditizia crediti_clientita attivit_finta
costi_opta lnta, robust
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -179.70297
Iteration 1: log pseudolikelihood = -145.3655
Iteration 2: log pseudolikelihood = -144.39223
Iteration 3: log pseudolikelihood = -144.38951
Iteration 4: log pseudolikelihood = -144.38951
```

```
Ordered logistic regression                Number of obs =      144
Wald chi2(8) =      68.60
Prob > chi2 =      0.0000
Pseudo R2 =      0.1965

Log pseudolikelihood = -144.38951
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.5745734	.1754278	-3.28	0.001	-.9184056	-.2307411
roa	.7489375	.1884103	3.98	0.000	.37966	1.118215
comp_straordinaria	.0918716	.1523199	0.60	0.546	-.20667	.3904132
det_esposizione_creditizia	.1892108	.1808427	1.05	0.295	-.1652343	.5436559
crediti_clientita	-.331646	.2728416	-1.22	0.224	-.8664056	.2031136
attivit_finta	-1.104428	.1965914	-5.62	0.000	-1.48974	-.7191162
costi_opta	.4870487	.2392742	2.04	0.042	.0180799	.9560175
lnta	.6004464	.2721672	2.21	0.027	.0670085	1.133884
/cut1	-.638432	.2033975			-1.037084	-.2397802
/cut2	1.455942	.2308607			1.003463	1.90842
/cut3	3.243818	.3337465			2.589687	3.897949

Si può notare che `roe_comp`, `roa` e `attivit_finta` sono statisticamente significative al livello dell'1%; `costi_opta` e `lnta` sono statisticamente significative al livello del 5%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la quarta regressione ordinale togliendo la variabile `comp_straordinaria`, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre, per provare a migliorare il modello.

Si ottiene:

```
. ologit status roe_comp roa det_esposizione_creditizia crediti_clientita attivit_finta costi_opta lnta, robust
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -179.70297
Iteration 1: log pseudolikelihood = -145.51032
Iteration 2: log pseudolikelihood = -144.53886
Iteration 3: log pseudolikelihood = -144.53611
Iteration 4: log pseudolikelihood = -144.53611
```

```
Ordered logistic regression          Number of obs =      144
                                   Wald chi2(7) =      67.93
                                   Prob > chi2 =      0.0000
Log pseudolikelihood = -144.53611   Pseudo R2 =      0.1957
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.5878741	.1780698	-3.30	0.001	-.9368845	-.2388638
roa	.7713508	.1917712	4.02	0.000	.3954861	1.147216
det_esposizione_creditizia	.1825828	.1781256	1.03	0.305	-.1665369	.5317026
crediti_clientita	-.3307968	.2723761	-1.21	0.225	-.8646441	.2030505
attivit_finta	-1.102584	.1957266	-5.63	0.000	-1.486201	-.7189672
costi_opta	.4836591	.2385376	2.03	0.043	.016134	.9511843
lnta	.5999219	.2732399	2.20	0.028	.0643815	1.135462
/cut1	-.6367876	.2028537			-1.034374	-.2392016
/cut2	1.456195	.2308158			1.003804	1.908586
/cut3	3.242738	.3348704			2.586404	3.899072

Si può notare che roe_comp, roa e attivit_finta sono statisticamente significative al livello dell'1%; costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello del 5%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la quinta regressione ordinale togliendo la variabile det_esposizione_creditizia, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre, per provare a migliorare il modello. Si ottiene:

```
. ologit status roe_comp roa crediti_clientita attivit_finta costi_opta lnta, robust
```

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -179.70297
Iteration 1: log pseudolikelihood = -145.8617
Iteration 2: log pseudolikelihood = -144.9539
Iteration 3: log pseudolikelihood = -144.95183
Iteration 4: log pseudolikelihood = -144.95183
```

```
Ordered logistic regression          Number of obs =      144
                                   Wald chi2(6) =      63.82
                                   Prob > chi2 =      0.0000
Log pseudolikelihood = -144.95183   Pseudo R2 =      0.1934
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.5538445	.1817555	-3.05	0.002	-.9100788	-.1976102
roa	.7697169	.1895357	4.06	0.000	.3982337	1.1412
crediti_clientita	-.4027851	.2554049	-1.58	0.115	-.9033694	.0977993
attivit_finta	-1.050568	.1914234	-5.49	0.000	-1.425751	-.6753853
costi_opta	.5134779	.2393768	2.15	0.032	.044308	.9826477
lnta	.5735887	.2692933	2.13	0.033	.0457834	1.101394
/cut1	-.6279714	.2038529			-1.027516	-.228427
/cut2	1.457571	.2285276			1.009665	1.905477
/cut3	3.230054	.3369224			2.569699	3.89041

Si può notare che roe_comp, roa e attivit_finta sono statisticamente significative al livello dell'1%; costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello del 5%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la sesta regressione ordinale togliendo la variabile crediti_clientita, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre ed è l'unica non significativa, per provare a migliorare il modello. Si ottiene:

```
. ologit status roe_comp roa attivit_finta costi_opta lnta, robust
```

```
Iteration 0:  log pseudolikelihood = -179.70297
Iteration 1:  log pseudolikelihood = -147.15758
Iteration 2:  log pseudolikelihood = -146.27271
Iteration 3:  log pseudolikelihood = -146.27079
Iteration 4:  log pseudolikelihood = -146.27079
```

```
Ordered logistic regression                Number of obs   =      144
                                           Wald chi2(5)    =      54.51
                                           Prob > chi2     =      0.0000
Log pseudolikelihood = -146.27079        Pseudo R2      =      0.1860
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.5997332	.1858784	-3.23	0.001	-.9640482	-.2354182
roa	.8237402	.192688	4.27	0.000	.4460787	1.201402
attivit_finta	-.9550584	.1837452	-5.20	0.000	-1.315192	-.5949245
costi_opta	.6785222	.2039791	3.33	0.001	.2787305	1.078314
lnta	.8395921	.2141776	3.92	0.000	.4198118	1.259373
/cut1	-.6298278	.2095198			-1.040479	-.2191766
/cut2	1.420702	.2213211			.9869205	1.854483
/cut3	3.202295	.3264635			2.562438	3.842152

Dall'ultima regressione otteniamo tutte variabili statisticamente significative e con il segno economico corretto. Rispetto alla prima regressione notiamo che lo pseudo R² è leggermente inferiore, passa da 0.2014 a 0.1860, in quanto sono state eliminate variabili non significative.

Per cercare di trovare un modello attendibile, oltre ad usare la funzione “.ologit” per stimare la variabile STATUS, si è deciso di attuare una seconda analisi scegliendo la regressione lineare multipla (funzione “.reg”).

La prima regressione lineare ha restituito il seguente risultato:

```
. reg status roe_comp roa comp_straordinaria carico_fiscale det_esposizione_creditizia det_valore_crediti
crediti_clientita attivit_finta costincome_ratio costi_opta lnta, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    144
                                                F( 11,   132) =   10.20
                                                Prob > F      =  0.0000
                                                R-squared    =  0.4080
                                                Root MSE    =  .75964
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.2108029	.0590446	-3.57	0.000	-.327599	-.0940068
roa	.2889882	.0745569	3.88	0.000	.1415072	.4364692
comp_straordinaria	.0281827	.06068	0.46	0.643	-.0918483	.1482137
carico_fiscale	.0449116	.0681151	0.66	0.511	-.0898267	.17965
det_esposizione_creditizia	.0721364	.0740296	0.97	0.332	-.0743014	.2185742
det_valore_crediti	-.1211848	.090768	-1.34	0.184	-.3007328	.0583633
crediti_clientita	-.2154958	.128336	-1.68	0.095	-.4693572	.0383655
attivit_finta	-.4370479	.0617722	-7.08	0.000	-.5592393	-.3148564
costincome_ratio	-.0194828	.0583878	-0.33	0.739	-.1349796	.0960141
costi_opta	.2116924	.0878588	2.41	0.017	.0378991	.3854858
lnta	.1948982	.0993699	1.96	0.052	-.0016654	.3914617
_cons	1.953577	.0633073	30.86	0.000	1.828349	2.078805

Il numero di osservazioni è 144. L'R-squared è 0.4080 e indica che le variabili spiegano il 40.80% del modello. Si può notare che roe_comp, roa e attivit_finta sono statisticamente significative al livello dell'1%; costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello del 5%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative.

Tenendo presente i coefficienti calcolati, si può notare che le variabili "Carico fiscale" e "Deterioramento valore crediti" presentano il segno opposto alle aspettative economiche. Si tenta di migliorare il modello di regressione logistica ordinale provando ad escludere quest'ultime.

Si procede con la seconda regressione lineare e si ottiene:

```
. reg status roe_comp roa comp_straordinaria det_esposizione_creditizia crediti_clientita attivit_finta
costincome_ratio costi_opta lnta, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    144
                                                F( 9, 134) =   11.43
                                                Prob > F      =  0.0000
                                                R-squared    =  0.3978
                                                Root MSE    =  .76039
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.2172612	.0596749	-3.64	0.000	-.3352879	-.0992346
roa	.2893288	.074809	3.87	0.000	.1413696	.437288
comp_straordinaria	.0271506	.0601179	0.45	0.652	-.0917522	.1460535
det_esposizione_creditizia	.1108786	.0671107	1.65	0.101	-.0218546	.2436118
crediti_clientita	-.0921787	.1012701	-0.91	0.364	-.2924734	.108116
attivit_finta	-.4191406	.0600122	-6.98	0.000	-.5378342	-.300447
costincome_ratio	-.0146708	.057895	-0.25	0.800	-.1291771	.0998355
costi_opta	.2288376	.0841783	2.72	0.007	.0623475	.3953277
lnta	.2520432	.0944725	2.67	0.009	.0651931	.4388933
_cons	1.953645	.0633727	30.83	0.000	1.828305	2.078985

Si può notare che roe_comp, roa, attivit_finta, costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello dell'1%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la terza regressione lineare togliendo la variabile costincome_ratio, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre, per provare a migliorare il modello. Si ottiene:

```
. reg status roe_comp roa comp_straordinaria det_esposizione_creditizia crediti_clientita attivit_finta
costi_opta lnta, robust
```

```
Linear regression                               Number of obs =    144
                                                F( 8, 135) =   12.70
                                                Prob > F      =  0.0000
                                                R-squared    =  0.3976
                                                Root MSE    =  .75768
```

status	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.2172181	.059548	-3.65	0.000	-.3349856	-.0994505
roa	.2950567	.0650203	4.54	0.000	.1664666	.4236469
comp_straordinaria	.027482	.0599725	0.46	0.648	-.0911252	.1460892
det_esposizione_creditizia	.1069297	.0653974	1.64	0.104	-.0224062	.2362657
crediti_clientita	-.0923957	.1009759	-0.92	0.362	-.292095	.1073036
attivit_finta	-.420169	.0596338	-7.05	0.000	-.5381063	-.3022317
costi_opta	.2289189	.0834957	2.74	0.007	.06379	.3940477
lnta	.2519894	.0941172	2.68	0.008	.0658546	.4381243
_cons	1.953644	.063148	30.94	0.000	1.828757	2.078532

Si può notare che roe_comp, roa, attivit_finta, costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello dell'1%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la quarta regressione lineare togliendo la variabile comp_straordinaria, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre, per provare a migliorare il modello. Si ottiene:

```
. reg status roe_comp roa det_esposizione_creditizia crediti_clientita attivit_finta costi_opta lnta, robust
```

Linear regression		Number of obs = 144				
		F(7, 136) = 14.40				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.3969				
		Root MSE = .75534				
status	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.2224092	.0597357	-3.72	0.000	-.3405401	-.1042783
roa	.30348	.0647756	4.69	0.000	.1753823	.4315777
det_esposizione_creditizia	.1052436	.0646106	1.63	0.106	-.0225278	.233015
crediti_clientita	-.091813	.100417	-0.91	0.362	-.2903936	.1067677
attivit_finta	-.4197231	.0593486	-7.07	0.000	-.5370885	-.3023576
costi_opta	.2280095	.0830467	2.75	0.007	.0637796	.3922394
lnta	.2519751	.0940475	2.68	0.008	.0659905	.4379596
_cons	1.953698	.0629627	31.03	0.000	1.829186	2.078211

Si può notare che roe_comp, roa, attivit_finta, costi_opta e lnta sono statisticamente significative al livello dell'1%; tutte le altre variabili non risultano statisticamente significative. Tenendo presente i coefficienti, si nota che tutte le variabili sono caratterizzate dal giusto segno economico.

Si procede con la quinta regressione lineare togliendo la variabile crediti_clientita, la quale ha il p-value più alto rispetto alle altre, per provare a migliorare il modello. Si ottiene:

```
. reg status roe_comp roa det_esposizione_creditizia attivit_finta costi_opta lnta, robust
```

Linear regression		Number of obs = 144				
		F(6, 137) = 16.56				
		Prob > F = 0.0000				
		R-squared = 0.3932				
		Root MSE = .75488				
status	Coef.	Robust Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
roe_comp	-.2368424	.0591087	-4.01	0.000	-.3537257	-.119959
roa	.3137543	.0637859	4.92	0.000	.1876221	.4398866
det_esposizione_creditizia	.1262507	.0627172	2.01	0.046	.0022317	.2502697
attivit_finta	-.4075355	.0570465	-7.14	0.000	-.520341	-.29473
costi_opta	.2577081	.0713386	3.61	0.000	.1166408	.3987753
lnta	.3099257	.0712304	4.35	0.000	.1690726	.4507788
_cons	1.953848	.0629032	31.06	0.000	1.829461	2.078235

Dall'ultima regressione otteniamo tutte variabili statisticamente significative e con il segno economico corretto. Rispetto alla prima regressione notiamo che l'R-squared è leggermente inferiore, passa da 0.4080 a 0.3932, in quanto sono state eliminate variabili non significative.

Notiamo che per il modello di regressione logistica ordinale abbiamo come variabili significative: roe_comp, roa, attivit_finta, costi_opta, lnta; mentre per il modello di regressione lineare abbiamo come variabili significative: roe_comp, roa, det_esposizione_creditizia, attivit_finta, costi_opta, lnta.

9.3. APPLICAZIONE DEI MODELLI DI REGRESSIONE

Una volta realizzato un modello attendibile, si procede con la valutazione del modello, applicandolo per gli anni che vanno dal 2013 al 2020. Come per il paragrafo precedente, procedo prima dalla regressione logistica ordinale e poi con quella lineare multipla.

Utilizzando i coefficienti ricavati dalla regressione logistica ordinale si ottiene:

		2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
Bank of America	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	3	3	2	2	2
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	0	0	0
Bank of China	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	1	1	1
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	1	1	1
Barclays	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	3	3	3
	STATUS STIMATO	0	1	1	0	1	0	0	0
BNP Paribas	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	3	3	3	3
	STATUS STIMATO	1	0	0	0	0	0	0	0
Citigroup	STATUS EFFETTIVO	3	3	3	3	4	3	3	3
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	0	0	0
Deutsche Bank	STATUS EFFETTIVO	2	2	3	3	3	3	3	3
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	0	0	0
Goldman Sachs	STATUS EFFETTIVO	1	2	2	2	2	2	2	2
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	0	0	0
HSBC	STATUS EFFETTIVO	3	3	3	3	3	4	4	4
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	0	0	0
Industrial & Commercial Bank of China	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	1	1	1
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	1	1	1
ING Bank	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	1	1	1	1	1	1	1	0
JP Morgan Chase	STATUS EFFETTIVO	3	4	4	4	4	4	4	4
	STATUS STIMATO	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi UF J FG	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	2	2	2
	STATUS STIMATO	1	1	1	1	1	1	1	1
Mizuho FG	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	0	1	1	1	1	1	1	1
Morgan Stanley	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	2	2	2
	STATUS STIMATO	0	1	1	0	1	0	0	0
Santander	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	0	1	0	1	1	1	1	1
Société Générale	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	0	1	1	1	1	1	1	1
UniCredit	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	1	1	1	1	0	1	0	0
Wells Fargo	STATUS EFFETTIVO	1	2	2	2	2	1	1	1
	STATUS STIMATO	1	0	0	0	0	0	0	0

Si è deciso di utilizzare il modello logit ordinale, poiché esso aiuta a creare previsioni accurate e le variabili di risposta possono includere tre o più variabili ordinate tra di loro, in modo tale da creare

una classifica. Dai risultati ottenuti si può notare che, nonostante il modello sia attendibile, in quanto caratterizzato da tutte variabili significative, non modella in maniera adeguata la classificazione delle banche per livello di rischio sistemico. In questo caso, su 144 osservazioni, vengono stimate in modo corretto solo 42 posti d'ordine delle singole banche. Si può notare che le banche risultano avere un posto d'ordine stimato inferiore a quello effettivo, così facendo vengono considerate poco o, in alcuni casi, per niente sistemiche. Si evince che il modello di regressione logistica ordinale non è buono per stimare la classificazione delle banche per livello di rischio sistemico, pertanto, si procede con l'applicazione del modello di regressione lineare multipla. Utilizzando i coefficienti ricavati dalla regressione lineare multipla si ottiene:

		2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
Bank of America	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	3	3	2	2	2
	STATUS STIMATO	3	3	3	3	3	3	3	3
Bank of China	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	1	1	1
	STATUS STIMATO	2	2	2	2	2	1	2	2
Barclays	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	3	3	3
	STATUS STIMATO	3	1	1	2	2	3	2	3
BNP Paribas	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	3	3	3	3
	STATUS STIMATO	2	2	2	2	2	2	2	2
Citigroup	STATUS EFFETTIVO	3	3	3	3	4	3	3	3
	STATUS STIMATO	2	2	2	3	3	3	3	3
Deutsche Bank	STATUS EFFETTIVO	2	2	3	3	3	3	3	3
	STATUS STIMATO	2	2	2	2	2	2	2	2
Goldman Sachs	STATUS EFFETTIVO	1	2	2	2	2	2	2	2
	STATUS STIMATO	2	3	2	3	2	3	3	3
HSBC	STATUS EFFETTIVO	3	3	3	3	3	4	4	4
	STATUS STIMATO	2	2	2	2	2	3	3	2
Industrial & Commercial Bank of China	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	1	1	1
	STATUS STIMATO	2	2	2	2	2	1	1	2
ING Bank	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	1	2	2	1	1	1	1	2
JP Morgan Chase	STATUS EFFETTIVO	3	4	4	4	4	4	4	4
	STATUS STIMATO	2	2	3	3	3	3	3	3
Mitsubishi UFJ FG	STATUS EFFETTIVO	2	2	2	2	2	2	2	2
	STATUS STIMATO	1	1	2	1	1	2	1	1
Mizuho FG	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	2	2	1	1	1	1	1	1
Morgan Stanley	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	2	2	2
	STATUS STIMATO	2	2	1	2	2	2	2	2
Santander	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	2	2	2	2	2	1	1	1
Société Générale	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	2	1	1	1	1	1	1	1
UniCredit	STATUS EFFETTIVO	1	1	1	1	1	1	1	1
	STATUS STIMATO	1	1	2	1	1	1	2	2
Wells Fargo	STATUS EFFETTIVO	1	2	2	2	2	1	1	1
	STATUS STIMATO	1	2	3	2	2	2	2	2

Dai risultati ottenuti si può notare che la regressione lineare multipla riesce a prevedere in maniera adeguata il posto d'ordine delle banche prese in esame, cioè la loro classificazione per livello di rischio sistemico. In questo caso, su 144 osservazioni, vengono stimate in modo corretto 65 posti d'ordine delle singole banche, cioè le variabili utilizzate riescono a spiegare il 45% del modello. Quest'ultimo, anche se presenta degli errori, riesce a non sovrastimare e sottostimare troppo l'importanza sistemica della banca, infatti solo in due casi la differenza tra lo status effettivo e quello stimato è pari a 2, nonostante non si riesca a stimare il valore 4 a causa del numero ridotto di banche con quel valore nel campione.

In particolare, si nota che per:

- Industrial & Commercial Bank of China, ING Bank, Mizuho FG, Société Générale e UniCredit sono giusti più della metà degli status stimati;
- Bank of China, Barclays, BNP Paribas, Citigroup, Morgan Stanley e Wells Fargo sono giusti la metà degli status stimati;
- Bank of America, Deutsche Bank, Goldman Sachs, Mitsubishi UF J FG e Santander sono giusti meno della metà degli status stimati;
- HSBC e JP Morgan Chase sono tutti sbagliati gli status stimati.

Analizziamo nel dettaglio i casi in cui vi è maggiore differenza tra lo status effettivo e quello stimato, in particolare quelli dove gli status stimati sono tutti sbagliati o sono giusti meno della metà, per studiare dove il modello risulta carente e per cercare le cause che hanno portato ad una differenza.

a) HSBC:

Consideriamo la banca HSBC, la quale risulta avere un rischio sistemico più basso in tutti gli anni considerati, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

HSBC	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe comp	-4.4977	1.6654	0.8697	-3.8844	1.8752	7.3915	2.9062	-1.9209
Roa	-0.3874	0.9010	0.1443	0.8603	0.9514	-0.8187	-1.2878	-1.9718
det esposizione creditizia	-7.4029	8.8372	5.0784	11.4163	2.3289	6.3206	6.1256	4.2536
attivit finta	0.1097	1.7223	1.5934	2.4318	1.3083	2.8651	3.2070	3.4344
costi opta	-4.2659	0.4458	0.9331	1.2536	0.0644	0.6494	1.4856	1.6858
Lnta	0.2643	-1.2842	-1.1147	-1.8394	-0.8964	-2.0858	-2.7815	-3.1660

Notiamo che la differenza maggiore risulta essere in corrispondenza della variabile “Deterioramento esposizione creditizia”, la quale spiega il perché si sia stimato uno status minore solo per l'anno 2020, infatti, essendoci una relazione direttamente proporzionale tra lo status e la variabile indipendente, una diminuzione significativa di quest'ultima comporta un miglioramento nel posto d'ordine della banca, quindi uno status minore.

Per gli anni 2019, 2018, 2016 e 2015, invece, il cambiamento di valore dello status è dovuto a:

- aumento del “Roe complessivo”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione inversa, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- aumento dell’“Attività finanziaria/TA”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione inversa, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- diminuzione del “Ln(TA)”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione diretta, comporta un miglioramento nel posto d’ordine.

Per l’anno 2017, invece, il cambiamento di valore dello status è dovuto:

- aumento dell’“Attività finanziaria/TA”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione inversa, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- diminuzione del “Ln(TA)”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione diretta, comporta un miglioramento nel posto d’ordine.

Per l’anno 2014, invece, il cambiamento di valore dello status è dovuto:

- aumento del “Roe complessivo”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione inversa, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- diminuzione del “Roa”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione diretta, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- aumento dell’“Attività finanziaria/TA”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione inversa, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- diminuzione del “Ln(TA)”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione diretta, comporta un miglioramento nel posto d’ordine.

Per l’anno 2013, infine, il cambiamento di valore dello status è dovuto:

- diminuzione del “Roa”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione diretta, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- aumento dell’“Attività finanziaria/TA”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione inversa, comporta un miglioramento nel posto d’ordine;
- diminuzione del “Ln(TA)”, che, provocando una diminuzione del valore dello status, poiché sussiste una relazione diretta, comporta un miglioramento nel posto d’ordine.

b) JP Morgan Chase:

Consideriamo la banca JP Morgan Chase, la quale risulta avere un rischio sistemico più basso in tutti gli anni considerati, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

JP Morgan Chase	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe_comp	0.4848	-9.5184	-4.3832	-4.4258	-2.8576	-1.0579	-0.9271	-1.5325
roa	-1.1998	-6.3521	-4.3772	-3.7984	-3.8268	-3.6291	-4.1475	-2.9293
det_esposizione_creditizia	1.3371	-8.6696	-5.7956	-6.8660	-6.3276	-6.0567	-7.5912	-8.8524
attivit_finta	1.6260	-1.0636	0.9098	0.8970	0.7683	0.6110	0.2782	0.0904
costi_opta	-5.1873	-4.5916	-3.7361	-4.0631	-3.4622	-3.9906	-2.6455	-5.0704
lnta	5.0597	-3.0182	-2.5332	-2.5233	-2.4750	-2.2494	-2.5719	-2.5425

Notiamo che le differenze maggiori risultano essere in corrispondenza delle variabili “Deterioramento esposizione creditizia”, “Roa”, “Costi operativi/TA” e “Ln(TA)”, ma solo quest’ultime tre spiegano il perché si sia stimato uno status minore per il periodo considerato, poiché sussiste una relazione diretta tra tali variabili e lo status, infatti una loro diminuzione provoca un miglioramento del posto d’ordine della banca, quindi uno status con un valore minore.

c) Bank of America:

Consideriamo la banca Bank of America, la quale risulta avere un rischio sistemico più alto rispetto agli anni considerati tranne per il 2017 e il 2016, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

Bank of America	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe comp	2.8926	2.8735	1.1194	-0.0003	-0.0517	-1.8693	-3.6436	-0.6308
Roa	1.9735	1.7760	2.6942	-0.0016	-0.1417	1.9216	0.2113	1.3219
det esposizione creditizia	2.9846	4.7496	4.8311	-0.0043	-0.4495	5.3265	6.9835	5.2816
attivit finta	-1.6299	-1.9261	-2.3946	0.0016	0.2009	-2.4422	-2.3607	-2.1513
costi opta	1.8620	1.8456	2.2057	-0.0023	-0.2942	4.3785	7.5549	5.2061
Lnta	1.0600	1.2732	1.5571	-0.0011	-0.1329	1.7067	1.7682	1.6514

Notiamo che le differenze maggiori risultano essere in corrispondenza delle variabili “Deterioramento esposizione creditizia”, “Attività finanziaria/TA” e “Costi operativi/TA”, le quali spiegano il perché si sia stimato uno status maggiore per il periodo considerato, poiché sussiste una relazione inversa con la variabile “Attività finanziaria/TA” e una relazione diretta con le variabili “Deterioramento esposizione creditizia” e “Costi operativi/TA”.

d) Deutsche Bank:

Consideriamo la banca Deutsche Bank, la quale risulta avere un rischio sistemico più basso rispetto agli anni considerati tranne per il 2020 e il 2019, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

Deutsche Bank	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe comp	-1.5079	-1.5831	11.2640	3.9085	2.6749	0.5306	2.5819	0.8444
Roa	-0.4935	-0.6240	5.0213	3.3598	1.8995	0.0000	0.1666	0.5737
det esposizione creditizia	0.5539	-0.7996	4.7725	-2.2328	-1.0823	2.9342	1.8842	2.3836
attivit finta	0.3913	-0.4131	2.2192	2.4075	2.2186	2.5362	2.1206	2.7687
costi opta	0.4744	0.8862	-5.1870	-6.7402	-6.3873	-4.9292	-4.5754	-3.9932
Lnta	0.3381	-1.1593	6.0072	7.2335	6.5036	7.1331	6.6080	8.4840

Notiamo che le differenze maggiori risultano essere in corrispondenza delle variabili “Roe complessivo”, “Attività finanziaria/TA” e “Costi operativi/TA”, le quali spiegano il perché si sia stimato uno status minore per il periodo considerato, poiché sussiste una relazione inversa con le

variabili “Roe complessivo” e “Attività finanziaria/TA” e una relazione diretta con la variabile “Costi operativi/TA”.

e) Goldman Sachs:

Consideriamo la banca Goldman Sachs, la quale risulta avere un rischio sistemico più alto rispetto agli anni considerati tranne per il 2018 e il 2016, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

Goldman Sachs	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe comp	-0.8233	-0.4519	0.4716	-0.9554	0.5035	-0.5582	0.6556	1.3023
Roa	-2.0212	0.8519	0.2007	0.9471	0.7464	1.0317	3.0583	1.6645
det esposizione creditizia	-1.4845	4.0196	0.6529	4.1789	2.5402	4.1879	5.8638	3.8841
attivit finta	-1.8927	-0.4760	0.0437	0.0080	-0.0724	0.0494	-1.1624	-0.9534
costi opta	-4.4294	1.8559	0.3080	1.5059	1.0939	2.8865	2.1840	1.2890
Lnta	1.3331	-0.1339	-0.0278	-0.1514	-0.1407	-1.1392	-0.1987	-0.0548

Notiamo che le differenze maggiori risultano essere in corrispondenza delle variabili “Deterioramento esposizione creditizia” e “Costi operativi/TA”, le quali spiegano il perché si sia stimato uno status maggiore per il periodo considerato, poiché sussiste una relazione diretta con la variabile dipendente.

f) Mitsubishi UF J FG:

Consideriamo la banca Mitsubishi UF J FG, la quale risulta avere un rischio sistemico più basso rispetto agli anni considerati tranne per il 2018 e il 2015, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

Mitsubishi UF J FG	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe_comp	-2.5001	2.9387	1.0830	-0.9283	0.8718	1.0900	-10.1337	-3.9291
Roa	1.9259	1.1928	0.8334	1.4657	0.6665	0.2007	-0.6110	-4.2711
det esposizione creditizia	2.6404	-0.6497	-3.9434	-6.7272	-0.2758	-3.9577	-5.2080	-1.5892
attivit finta	-3.4186	-1.1653	-0.6859	-0.8698	-1.0255	-0.5266	-2.6290	-2.8811
costi opta	3.5591	4.0319	3.3246	4.8478	4.8680	1.9829	7.5187	10.7765
Lnta	-0.1134	-1.0653	-0.9058	-1.2895	-1.2208	-0.4867	-1.6793	-1.3050

Notiamo che la differenza maggiore risulta essere in corrispondenza della variabile “Deterioramento esposizione creditizia”, la quale spiega il perché si sia stimato uno status minore per il periodo considerato, poiché sussiste una relazione diretta con la variabile dipendente.

g) Santander:

Consideriamo la banca Santander, la quale risulta avere un rischio sistemico più alto rispetto agli anni considerati tranne per quelli dal 2015 al 2013, e calcoliamo la variazione percentuale delle variabili indipendenti rispetto al valore effettivo anno per anno:

Santander	2020	2019	2018	2017	2016	2015	2014	2013
roe comp	2.5699	2.2426	0.1878	2.9405	1.9713	-0.6589	-0.8299	0.2832
Roa	3.4148	3.5322	3.3509	2.7168	2.1371	0.5063	-0.2092	0.2515
det esposizione creditizia	-11.9647	2.5847	-0.8701	-1.6525	0.2868	-5.9498	-3.6935	1.3890
attivit finta	-2.6807	-2.3793	-2.4832	-1.5791	-1.6052	-1.2565	-0.3939	0.1586
costi opta	-4.7772	-0.1781	-0.5575	0.0924	-0.3387	0.3894	-0.1103	0.0084
Lnta	2.8947	-7.7685	-7.9880	-5.7711	-5.8153	-4.7261	-1.6116	0.6592

Notiamo che le differenze maggiori risultano essere in corrispondenza delle variabili “Roa” e “Attività finanziaria/TA”, le quali spiegano il perché si sia stimato uno status maggiore per il periodo considerato, poiché sussiste una relazione inversa con la variabile dipendente.

Anche il modello di regressione lineare multipla, come quella logistica ordinale, serve per stimare il grado di rischio di ogni banca, attribuendo ad ognuna di esse un rating che va da 1 a 5: un livello basso indica che la banca è poco rischiosa; un livello alto indica che la banca è molto rischiosa.

I coefficienti stimati dal modello, inoltre, rappresentano il peso che ogni indicatore ha nel determinare il livello di rischio sistemico di ogni banca, infatti la retta di regressione risulta essere:

$$\hat{Y}_i = b_0 + \sum_{j=1}^6 b_j X_{ji}$$

con

- \hat{Y}_i : livello di rischio sistemico stimato per la banca i-esima;
- b_0 : intercetta;
- b_j : coefficiente di regressione campionario che viene utilizzato per il calcolo del valore del punteggio finale di una banca rispetto ad una variazione dell'indicatore j-esimo mantenendo costanti tutti gli altri indicatori;
- X_{ji} : indicatore j-esimo della banca i-esima;
- $j = 1, \dots, 6$: numero dell'indicatore considerato.

Si riporta di seguito i coefficienti ottenuti dalla regressione:

Variabili	Coefficienti
Intercetta	1.9538
Roe complessivo	-0.2368
Roa	0.3137
Deterioramento esposizione creditizia	0.1262
Attività finanziaria/TA	-0.4075
Costi operativi/TA	0.2577
Ln/TA	0.3099

Dai risultati ottenuti risulta che l'“Attività finanziaria/TA” contribuisce maggiormente, con un peso pari al 40,75%, nel calcolo dello STATUS, in particolare più alto sarà il valore della variabile indipendente e più basso sarà lo STATUS, in quanto sussiste una relazione negativa tra le due

variabili. Il “Deterioramento esposizione creditizia”, invece, contribuisce in maniera meno incisiva, con un peso pari al 12,62%, nel calcolo dello STATUS, in particolare più alto sarà il valore della variabile indipendente e più alto sarà lo STATUS, in quanto sussiste una relazione positiva tra le due variabili. Per completare l’analisi:

- “Roe complessivo” ha un peso pari al 23,68% e contribuisce ad abbassare lo STATUS, quindi, a migliorare la posizione della banca;
- “Roa” ha un peso pari al 31,37% e contribuisce ad alzare lo STATUS, quindi, a peggiorare la posizione della banca;
- “Costi operativi/TA” ha un peso pari al 25,77% e contribuisce ad alzare lo STATUS, quindi, a peggiorare la posizione della banca;
- “Ln(TA)” ha un peso pari al 30,99% e contribuisce ad alzare lo STATUS, quindi, a peggiorare la posizione della banca.

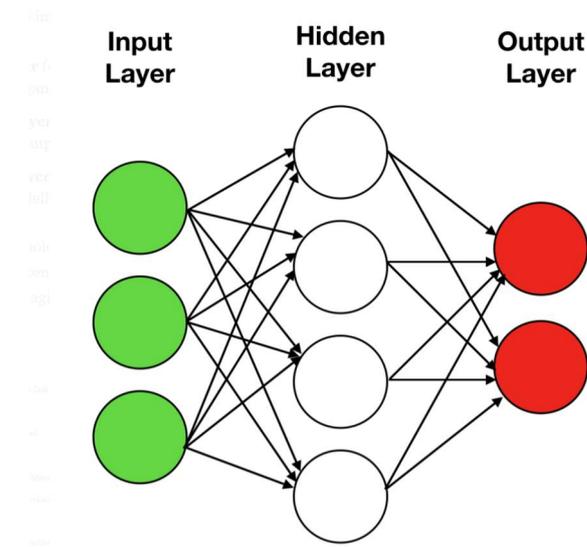
10.RETI NEURALI

Le reti neurali si basano su un insieme di unità collegate, dette neuroni, che, come le sinapsi nel cervello, sono in grado di trasmettere un segnale ad altri neuroni in modo che possono imparare e prendere decisioni in un modo più “umano”.

Le *Artificial Neural Network* (ANN) sono costituite da strati con una dimensione di input e una di output. Quest’ultimo è determinato dal numero di neuroni, un’unità computazionale che collega gli input pesati tramite una funzione di attivazione, che aiuta il neurone ad accendersi o spegnersi. I pesi vengono inizializzati e ottimizzati casualmente durante l’addestramento per ridurre al minimo una funzione di perdita (*Loss Function*).

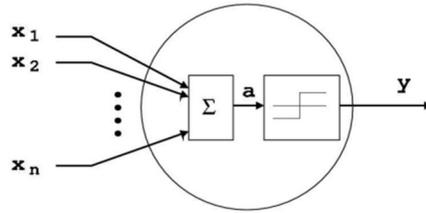
I livelli, detti anche *layer*, possono essere raggruppati come:

- **Livello di input** (*input layer*): ha il compito di passare il vettore di input alla rete neurale;
- **Livelli nascosti** (*hidden layers*): rappresentano i nodi intermedi, applicano diverse trasformazioni ai numeri per migliorare l’accuratezza del risultato finale e l’output è definito dal numero di neuroni;
- **Livello di output** (*output layer*): restituisce l’output finale della rete neurale



Una rete neurale può essere rappresentata come un grafo orientato, in cui i neuroni sono collegati tra loro da archi. Ad ogni arco è associato un determinato peso “ w ” che consente al sistema di memorizzare le informazioni e di eseguire un processo di apprendimento.

Un neurone artificiale è costituito da un’unità che riceve in ingresso un valore numerico e, elaborando questo dato, a seconda che venga superata o meno una certa soglia di attivazione, il neurone si attiva o si inibisce. Di seguito viene proposta una rappresentazione.



Il dato in input net_j , definito come potenziale di attivazione, è ottenuto sommando i segnali di ingresso x_i moltiplicati per i relativi pesi delle connessioni w_{ji} :

$$net_{ji} = \sum_{i=1}^n x_i * w_{ji}$$

Un neurone è caratterizzato da una funzione e da una soglia di attivazione. Quest'ultima è introdotta mediante un ingresso costante opportunamente modulato da un peso speciale, detto *bias*, il cui effetto è quello di traslare il valore della soglia di attivazione.

Per poter attivare il neurone di output e quindi produrre il risultato finale della rete, è necessario confrontare la somma degli input pesati con una certa soglia precedentemente determinata. Questo confronto viene effettuato da una cosiddetta funzione di attivazione g , che rappresenta un fattore di non linearità in grado di approssimare qualsiasi funzione.

Se la somma dei segnali in ingresso ponderati è uguale o superiore alla soglia prevista, la funzione “attiva” il neurone di output y_j , trasmettendo il valore al layer successivo.

$$y_i = g \left(\sum_{i=1}^n x_i * w_{ji} \right)$$

Esistono differenti funzioni di attivazione, a seconda del ruolo che il neurone e la rete neurale sono destinati a svolgere. Le più usate sono:

a) Step function

Tale funzione è basata su una soglia di attivazione. Essa è caratterizzata dalla seguente formula:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \geq 0 \\ 0, & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

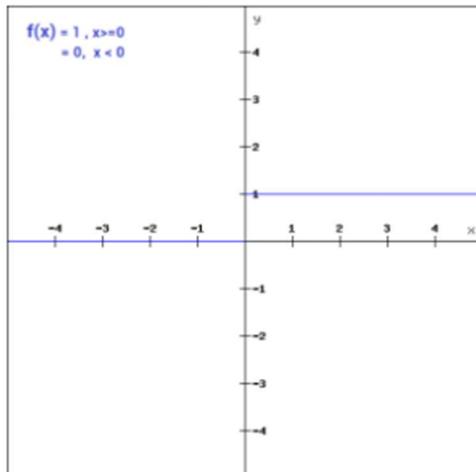


Figura 3.5: Step function

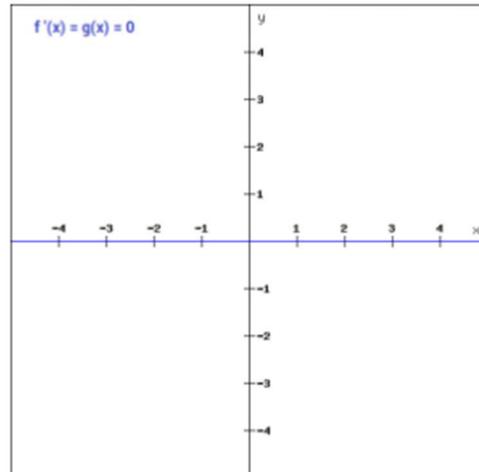


Figura 3.6: Derivata della step function

Se il valore di input è superiore o inferiore ad una determinata soglia, il neurone viene attivato e invia lo stesso segnale al livello successivo. L'output del neurone assume il valore di 1 se il campo indotto di quel neurone non è negativo e 0 altrimenti. Il gradiente della funzione a gradino è zero e questo è un problema per il processo di back propagation, infatti, calcolando la derivata di $f(x)$ rispetto a x , risulta essere 0. I gradienti vengono calcolati per aggiornare i pesi e le deviazioni, ma essendo pari a zero, i pesi non si aggiornano.

b) Linear Activation Function

Viene introdotta una funzione lineare, definita come:

$$f(x) = a * x$$

Il gradiente, in questo caso, è una costante che non dipende dal valore di input x . Questo significa che i pesi vengono aggiornati durante il processo di back propagation, ma il fattore di aggiornamento è lo stesso.

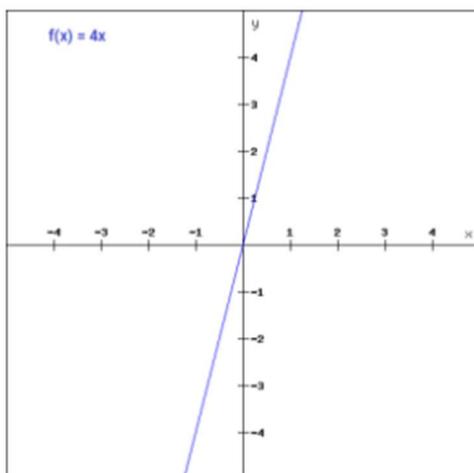


Figura 3.7: Linear Activation Function

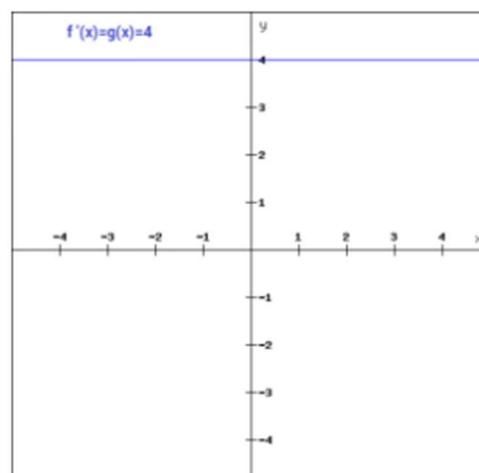


Figura 3.8: Derivata della Linear Activation Function

La rete non migliorerà realmente l'errore poiché il gradiente è lo stesso per ogni iterazione.

La rete non sarà in grado di addestrarsi bene e acquisire i modelli complessi dai dati.

c) Sigmoide

Questa funzione non lineare trasforma i valori tra 0 e 1. Questo significa che quando ho più neuroni che hanno la funzione sigmoide, anche l'output è non lineare.

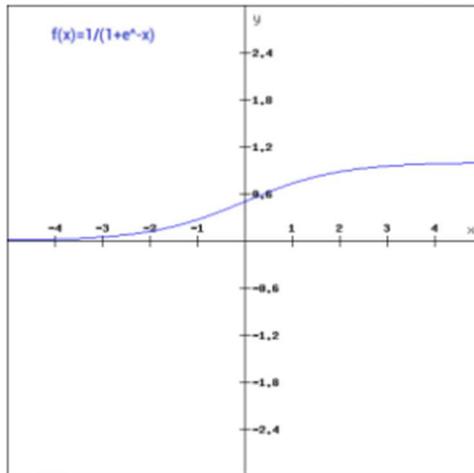


Figura 3.9: Funzione Sigmoide

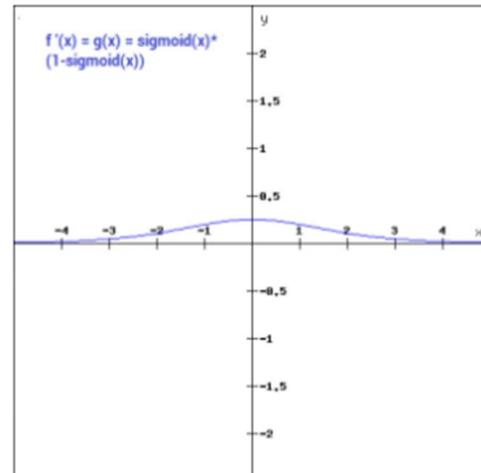


Figura 3.10: Derivata della Funzione Sigmoide

Il problema della funzione sigmoide è definito come problema del gradiente di fuga che si verifica perché convertiamo un input di grandi dimensioni nell'intervallo da 0 a 1 e quindi le loro derivate diventano molto più piccole, dando un output poco soddisfacente.

d) Tanh Function

Si differenzia dalla funzione sigmoide poiché è simmetrica attorno all'origine. L'intervallo di valori in questo caso è compreso tra -1 e 1. Il gradiente è più ripido rispetto alla funzione sigmoide. Tutte le altre proprietà sono le stesse della funzione sigmoide.

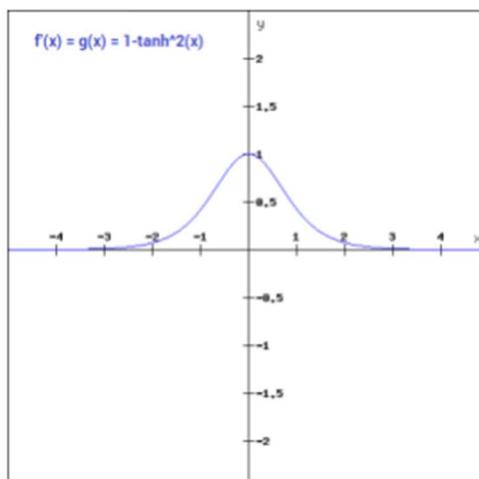


Figura 3.11: Tanh Function

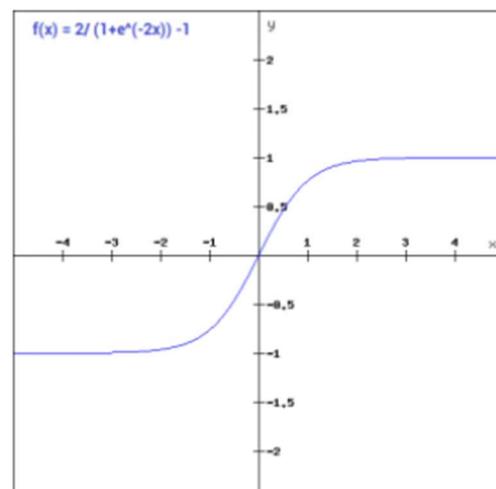


Figura 3.12: Derivata della Tanh Function

e) ReLU Function

Il vantaggio di usare tale funzione rispetto alle altre funzioni di attivazione è che non attiva tutti i neuroni contemporaneamente. Ciò significa che i neuroni verranno disattivati solo se l'output della trasformazione lineare è inferiore a 0. La funzione è:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{se } x \geq 0 \\ 0, & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

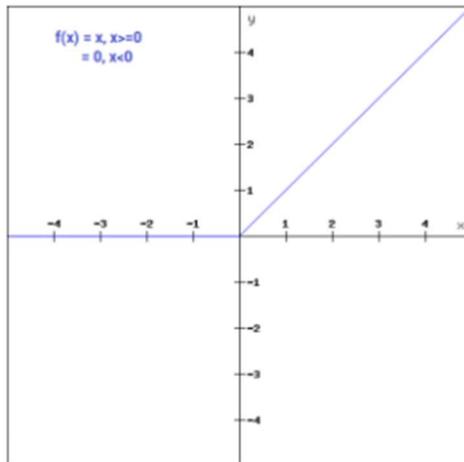


Figura 3.13: ReLU Function

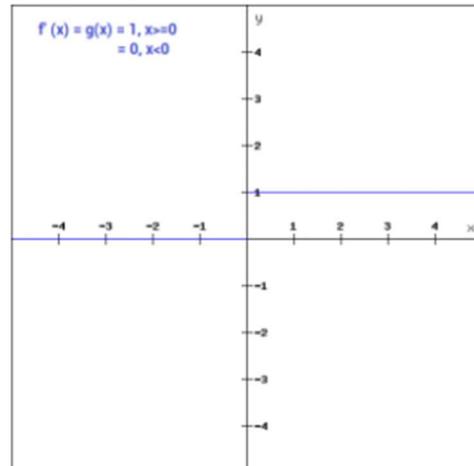


Figura 3.14: Derivata della ReLU Function

Osservando il grafico, si nota che il gradiente è 0, questo vuol dire che, durante il processo di back propagation, i pesi di alcuni neuroni non vengono aggiornati.

f) Leaky ReLU Function

Tale funzione è una versione migliorata della funzione ReLU. La funzione risulta essere:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{se } x \geq 0 \\ 0.01 * x, & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

Effettuando questa modifica, il gradiente del lato sinistro del grafico risulta essere un valore diverso da zero.

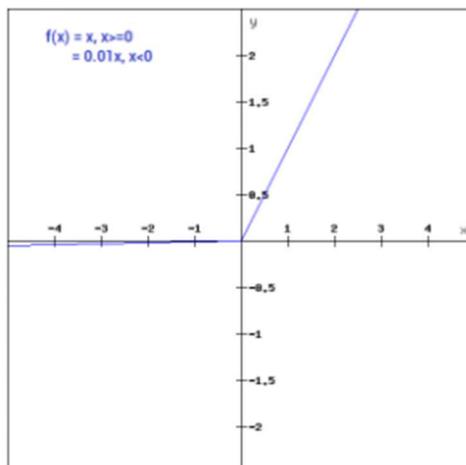


Figura 3.15: Leaky ReLU Function

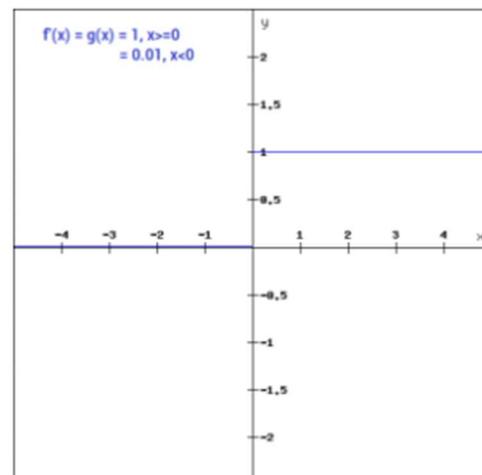


Figura 3.16: Derivata della Leaky ReLU Function

g) Parameterised ReLU Function

Tale funzione introduce un nuovo parametro come pendenza della parte negativa della funzione, per risolvere il problema del gradiente che diventa zero per la parte sinistra dell'asse:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{se } x \geq 0 \\ a * x, & \text{se } x < 0 \end{cases}$$

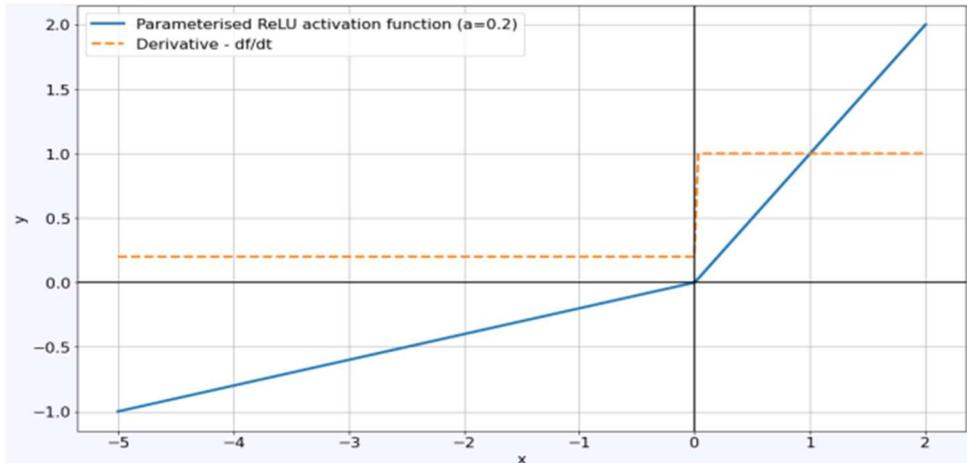


Figura 3.17: Parameterised ReLU Function e la sua derivata

La rete apprende anche il valore di “a” per una convergenza più rapida e ottimale. La funzione ReLU parametrizzata viene utilizzata quando la funzione ReLU non riesce ancora a risolvere il problema dei neuroni morti e le informazioni rilevanti non vengono passate con successo al livello successivo.

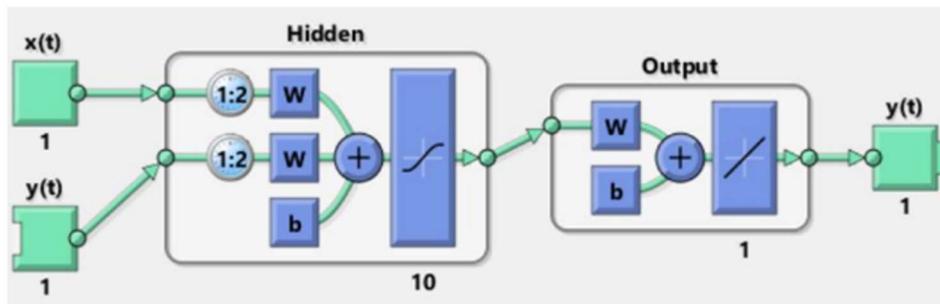
Le reti neurali si differenziano per:

- architettura dei collegamenti;
- tipo di apprendimento;
- algoritmo di apprendimento.

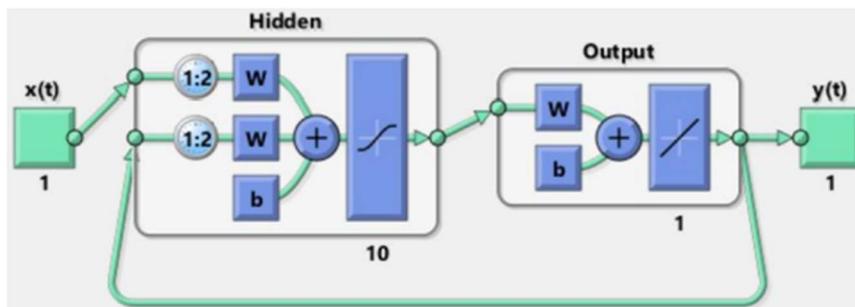
10.1. ARCHITETTURA DEI COLLEGAMENTI

Le ANN vengono classificate in base alla struttura, ossia in base al modo in cui sono collegati tra di loro i neuroni. Possiamo avere due tipi di architetture:

- a) *Architetture feed-forward*: le connessioni tra i nodi non consentono la formazione di cicli tra gli strati. Le informazioni si muovono in una direzione partendo dai nodi di input, attraversando gli eventuali strati nascosti, per arrivare ai neuroni di output;



- b) *Architetture feedback*: sono caratterizzate dalla presenza di connessioni tra neuroni dello stesso strato o tra neuroni dello strato precedente. Gli output di uno strato di un livello successivo, in questo caso, sono utilizzati anche come input per uno strato precedente. In questo modo viene consentito di memorizzare alcune informazioni precedenti.



10.2. TIPO DI APPRENDIMENTO

L'addestramento delle reti neurali può avvenire attraverso tre diverse tecniche di *Machine Learning*:

1) **Apprendimento supervisionato**

Viene fornito alla rete un insieme di input ai quali corrispondono output noti. La rete, elaborando i dati, identifica il nesso che collega i dati in input con quelli di output ed apprende ed impara a generalizzare.

2) **Apprendimento non supervisionato**

Vengono forniti al sistema solo i dati di input senza indicazioni sul risultato desiderato. L'obiettivo è risalire a schemi e modelli nascosti, ossia identificare nei dati di input una struttura logica senza risposte predefinite.

3) **Apprendimento per rinforzo**

In questo tipo di apprendimento non esistono né legami tra input e output, né aggiustamenti degli output da ottimizzare. Questo metodo cerca di trovare uno schema osservando l'ambiente estero e si basa sul presupposto di poter ricevere degli stimoli dall'esterno a seconda delle scelte dell'algoritmo. Le reti devono raggiungere un obiettivo, imparando mediante l'interazione con un ambiente dinamico.

10.3. ALGORITMO DI APPRENDIMENTO

La fase di apprendimento consiste nella regolazione delle connessioni tra i diversi nodi. Ciò avviene in seguito al calcolo dell'errore commesso dalla rete, consistente nella differenza tra l'output desiderato e quello effettivo fornito dalla rete. Una volta aggiornati i pesi, l'errore viene ricalcolato fino a quando i valori dei pesi convergono ad una soluzione ottimale.

Mediante cicli di elaborazione di input e di output, una rete addestrata diventa in grado di fornire output corretti associati anche ad input che non sono presenti nel *training set*. La parte difficile del processo di elaborazione è la determinazione dei pesi da attribuire ad ogni input. La rete, in questo caso, li attribuisce in modo del tutto casuale e successivamente, grazie ad un algoritmo, regola questi valori in modo da ottenere l'output desiderato.

Uno degli algoritmi più usati è quello dell'*error backpropagation* (EBP), che ha l'obiettivo di configurare i pesi da attribuire agli input.

L'EBP è un processo iterativo in grado di propagare a ritroso l'errore a partire dai nodi più esterni. Per trovare l'errore, tuttavia, deve essere stata in precedenza eseguita una fase di *forward propagation*, ossia la propagazione delle informazioni in avanti dal livello di input a quello di output. In questa fase, i neuroni vengono accessi utilizzando una funzione di attivazione. Questo algoritmo è utilizzato per l'addestramento delle reti supervisionate poiché, per calcolare l'errore e quindi aggiornare i valori dei pesi, il risultato desiderato deve essere noto a priori.

L'input totale net_j dell'unità j è definito da:

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i * w_{ji}$$

Il valore reale dell'output del nodo j y_j è una funzione non lineare dell'input totale net_j :

$$y_j = \frac{1}{1 + e^{-ne_j}}$$

In questo algoritmo, per attivare un neurone, la funzione di attivazione g utilizzata è la sigmoide logistica.

L'obiettivo dell'algoritmo è quello di trovare la giusta combinazione dei pesi in modo che, per ogni vettore di input, la differenza tra il vettore di output ottenuto dalla rete e quello desiderato sia minima.

L'errore totale è dato da:

$$E = \frac{1}{2} \sum_c \sum_j (y_{ic} - d_{jc})^2$$

dove

- c è il numero di coppie input output appartenenti all'insieme di dati considerati;
- j è un indice sull'unità di output;
- y è il valore attuale di un nodo;
- d è il valore desiderato.

Per minimizzare l'errore vengono utilizzate molte tecniche, durante le quali: nella prima fase sono calcolate le derivate della funzione di errore rispetto ai pesi; nella seconda fase le derivate sono utilizzate per determinare i nuovi pesi della rete. Il metodo più semplice è quello della Tecnica della Discesa del Gradiente.

10.3.1. TECNICA DELLA DISCESA DEL GRADIENTE

Il gradiente di una funzione è definito come il vettore che ha per componenti le sue derivate parziali. Esso rappresenta la direzione di massimo incremento di una funzione di n variabili.

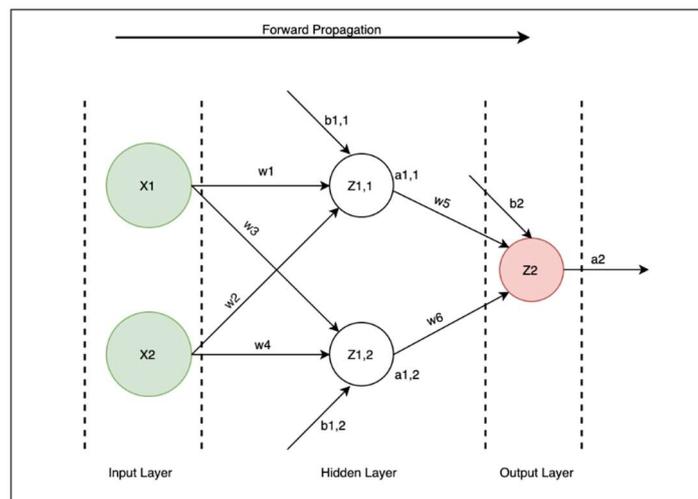
Il gradiente di E risulta essere:

$$\nabla E[\vec{w}] = \left[\frac{\partial E}{\partial w_0}, \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n} \right]$$

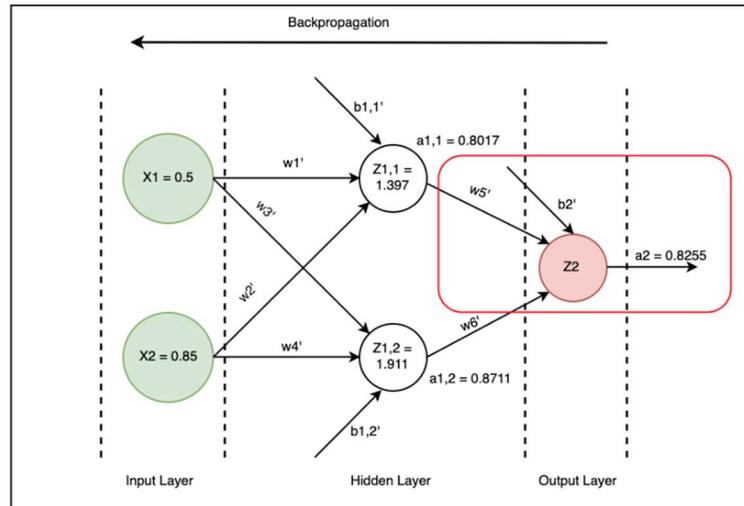
L'algoritmo della Discesa del Gradiente determina i vettori peso che minimizzano la funzione di errore E . Ad ogni iterazione il vettore dei pesi viene aggiornato nella direzione che produce la più ripida discesa del gradiente sulla superficie dell'errore.

L'algoritmo avviene in due step:

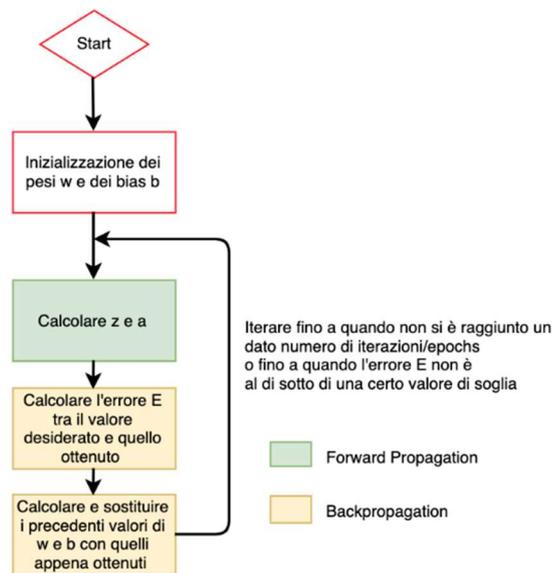
1. **forward propagation**: i pesi vengono inizializzati in modo casuale e si propagano in avanti tra i diversi strati mediante le funzioni di attivazione. Una volta giunti al neurone finale si ottiene un output, che viene confrontato con l'output desiderato e si viene a generare una funzione di costo, che indica l'errore commesso dalla rete;



2. **backward propagation:** a partire dal valore della funzione di costo ottenuto si calcolano le derivate parziali della funzione di costo rispetto ai pesi dell'ultimo strato per capire quanto ciascun peso ha contribuito all'errore. Il gradiente ottenuto viene propagato all'indietro tramite una semplice concatenazione di derivate parziali che vengono moltiplicate tra loro in modo da ottenere la derivata parziale di ciascun peso rispetto alla funzione di costo. Una volta calcolato l'intero gradiente si aggiornano i pesi.



Questi passi vengono ripetuti iterativamente, per il numero stabilito, e ad ogni iterazione la rete darà un output sempre più accurato.



La regola di aggiornamento è:

$$\Delta \vec{w} = -\varepsilon \nabla E[\vec{w}]$$

dove ε è definito come *learning rate* e determina l'entità della variazione.

Riscrivendo l'ultima equazione nella forma delle sue componenti si ricava:

$$\Delta w_{ji} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$$

Scomponendo Δw_{ji} si ottiene:

$$\Delta w_{ji} = -\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}}$$

Possiamo riscrivere l'equazione precedente andando a sostituire i due fattori:

$$\Delta w_{ji} = \varepsilon \delta_j x_i$$

Il termine δ_j può essere calcolato applicando il metodo della chain rule:

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial net_j} = -\frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_j} = -(y_j - d_j)y_j(1 - y_j)$$

Inserendo δ_j nell'equazione precedente, si ottiene il fattore che aggiorna il valore dei pesi di una connessione:

$$\Delta w_{ji} = \varepsilon \delta_j x_i = -(y_j - d_j)y_j(1 - y_j) * x_i$$

Questo algoritmo permette alla rete di apprendere, minimizzando la funzione di errore E ed aggiornando i pesi nella direzione opposta al gradiente.

10.3.2. LOSS FUNCTION

Una funzione di perdita è utilizzata per ottimizzare i valori dei parametri in un modello di rete neurale. Le funzioni di perdita associano un insieme di valori di parametri per la rete su un valore scalare che indica quanto bene quei parametri eseguono il compito che la rete è destinata a svolgere. Una funzione di perdita più utilizzata è quella che calcola il quadrato della differenza tra l'output generato e quello desiderato e successivamente esegue la media su tutti i dati.

$$loss\ function = \frac{1}{n} * \sum_{i=0}^n (Y_i - Y_{pred_i})^2$$

10.4. VANTAGGI E SVANTAGGI DELLE RETI NEURALI

I principali vantaggi delle reti neurali sono:

- **elevato parallelismo:** una rete, essendo composta da un insieme di neuroni, riesce ad elaborare le informazioni in modo parallelo e distribuito sull'intera struttura;
- **tolleranza al rumore:** le reti possiedono la capacità di operare in molti casi in modo corretto anche quando mancano degli input o sono imprecisi;
- **capacità di generalizzazione:** è in grado di fare previsioni coerenti anche per nuovi dati esterni al set di addestramento, inoltre durante la fase di training viene generato un validation set per misurare questa proprietà;
- **evoluzione adattiva:** è in grado di auto aggiornarsi in presenza di modifiche esterne.

I principali svantaggi delle reti neurali sono:

- **funzionamento a black box:** le reti neurali imparano da soli cosa devono fare e non c'è modo di sapere con precisione in che modo hanno determinato la soluzione, ciò significa che non si può esaminare i singoli stadi di elaborazione che determinano l'output;
- **overfitting:** se si aumenta il numero di nodi, e di conseguenza il numero delle interconnessioni, i gradi di libertà diminuiscono e il sistema si adatta in modo perfetto ai dati, diventando meno flessibile e non è più in grado di prevedere o approssimare i valori anomali.

10.5. APPLICAZIONE DELLA RETE NEURALE AL MODELLO

In questo capitolo si cercherà di riprodurre la classificazione delle banche sistemiche, svolta dal Financial Stability Board, mediante l'utilizzo di una rete neurale.

Per la creazione della rete si sono seguiti diversi step:

1. **Importazione delle librerie principali:** ho iniziato ad importare le librerie Numpy, Matplotlib.pyplot, Tensorflow, Pandas

```
import numpy as np # calcoli matriciali
import matplotlib.pyplot as plt # grafici
import tensorflow as tf # vettori, tensori
import pandas as pd # manipolazione data
```

2. **Preparazione del dataset:** ho importato il dataset, escludendo le variabili indipendenti che sono tra di loro altamente correlate e ho diviso il dataset in due matrici, rispettivamente "x_reti_neurali", che contiene tutte le variabili indipendenti, y_reti_neurali, che contiene i valori del grado di rischio di ogni banca.

```
# 1. x_reti_neurali : 288x11 --> INPUT
# 2. y_reti_neurali : 288x5 --> OUTPUT
from pandas import ExcelFile
path_input = 'https://github.com/Danielaorl/data/blob/main/data_reti_neurali_input.xlsx?ra'
path_output = 'https://github.com/Danielaorl/data/blob/main/data_reti_neurali_output.xlsx?'
reti_neurali_dati_input = pd.read_excel(path_input)
reti_neurali_dati_output = pd.read_excel(path_output)
x_reti_neurali = np.array(reti_neurali_dati_input, dtype=float)
y_reti_neurali = np.array(reti_neurali_dati_output, dtype=float)
```

Si può notare che la matrice relativa ai dati di output è formata da 288 righe, che corrisponde al numero totale di osservazioni che sono presenti nel dataset, e da 5 colonne, in quanto la singola banca può avere come grado di rischio un valore compreso tra 1 e 5. In particolare, affinché la rete venisse addestrata nel modo corretto, si è deciso di costruire la matrice in modo tale che in corrispondenza del valore del grado di rischio venisse restituito il valore 1 e in tutti gli altri casi valore 0. Di seguito si propone un esempio:

```
print(y_reti_neurali)

↳ [[0. 1. 0. 0. 0.]
    [0. 1. 0. 0. 0.]
    [0. 1. 0. 0. 0.]
    ...
    [1. 0. 0. 0. 0.]
    [1. 0. 0. 0. 0.]
    [1. 0. 0. 0. 0.]
```

Dalla prima riga si nota che il grado di rischio della banca considerata sia pari a 2, mentre per l'ultima riga si nota che il grado di rischio della banca considerata sia pari a 1.

3. **Definizione dei dati di training e di test:** non potendo allenare la rete su tutti i dati presenti, si è deciso di allenarla sul 70% del dataset e utilizzare il restante 30% per convalidarla, così da diminuire la probabilità di avere overfitting.

```
x_reti_neurali_training = x_reti_neurali[0:202]
y_reti_neurali_training = y_reti_neurali[0:202]

x_reti_neurali_test = x_reti_neurali[202:]
y_reti_neurali_test = y_reti_neurali[202:]
```

4. **Importazione dei pacchetti base per la costruzione della rete neurale:** ho iniziato ad importare i pacchetti Models e Layers dalla libreria Keras per poter procedere con la costruzione della rete neurale.

```
from keras import models
from keras import layers
```

5. **Definizione e compilazione del modello:** per definirlo ho utilizzato il “model sequential”, in modo tale che si potesse inserire a cascata i vari livelli della rete, specificando volta per volta il tipo di livello, ad esempio se era un livello di input, hidden o output. Per i vari livelli, inoltre, ho specificato il tipo di connessione tra i diversi neuroni importando il pacchetto Dense, che permette di sfruttare una architettura di tipo feed-forward.

La classe Dense è un normale livello composto da “n” neuroni in cui gli input vengono pesati e trasferiti, attraverso la funzione di attivazione, all’output insieme al bias. Per i layers di Input e Hidden ho scelto come funzione di attivazione la “ReLU Function”, in quanto, come espresso nel capitolo precedente, i neuroni verranno attivati solo se l’output della trasformazione lineare è superiore a 0. Per il layer di Output ho scelto come funzione di attivazione la “Softmax Function”, in quanto viene utilizzata per le regressioni logistiche multinomiali e serve per normalizzare l’output di una rete in una distribuzione di probabilità su classi di output previste.

Dopo aver definito il modello, ho proseguito con la compilazione andando a specificare il tipo di ottimizzatore, la funzione di loss e il tipo di metrica. Come ottimizzatore ho scelto “Adam”, che è un algoritmo che può essere utilizzato al posto della procedura di discesa del gradiente stocastico per aggiornare i pesi della rete in modo iterativo in base ai dati di addestramento. Come funzione di loss ho scelto la “Categorical crossentropy”, la quale è la più indicata per i problemi di classificazione multiclasse e, infine, come metrica ho preso in considerazione la “Accuracy” che è la più utilizzata per i modelli di classificazione.

Di seguito si propone un esempio:

```
from keras.metrics import accuracy
# definisco il modello
def build_model():
    model = models.Sequential()

    # 1° layer (INPUT)
    model.add(layers.Dense(200, activation='relu', input_shape=[11])) #input_shape = numero di neuroni

    # 2° layer (OUTPUT)
    model.add(layers.Dense(5, activation='softmax'))

    model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
    return model
```

6. **Addestramento e convalida della rete:** una volta costruito il modello, si può procedere con l'addestramento, che consiste nel far allenare la rete sui dati di training e successivamente di convalidare i risultati ottenuti sui dati di test. Durante l'addestramento vengono visualizzate quattro quantità:

- *Loss*, è la vicinanza della rete sui dati di addestramento
- *Accuracy*, è l'accuratezza della predizione della rete sui dati di addestramento
- *Validation Loss*, è la vicinanza della rete sui dati di test
- *Validation Accuracy*, è l'accuratezza della predizione della rete sui dati di test

```
num_epochs = 40
all_accuracy_histories = []

model = build_model()
history = model.fit(x_reti_neurali_training, y_reti_neurali_training,
                    validation_data=(x_reti_neurali_test, y_reti_neurali_test),
                    epochs=num_epochs, batch_size=1, verbose=1)

accuracy_history = history.history['val_accuracy']
all_accuracy_histories.append(accuracy_history)
```

7. **Visualizzazione valori di accuratezza e predizione della rete:** per capire se la rete deve essere migliorata, poiché è presente un problema di overfitting, ho visualizzato i valori di accuratezza sui dati di test e di predizione del grado di rischio.

```
np.mean(all_accuracy_histories)

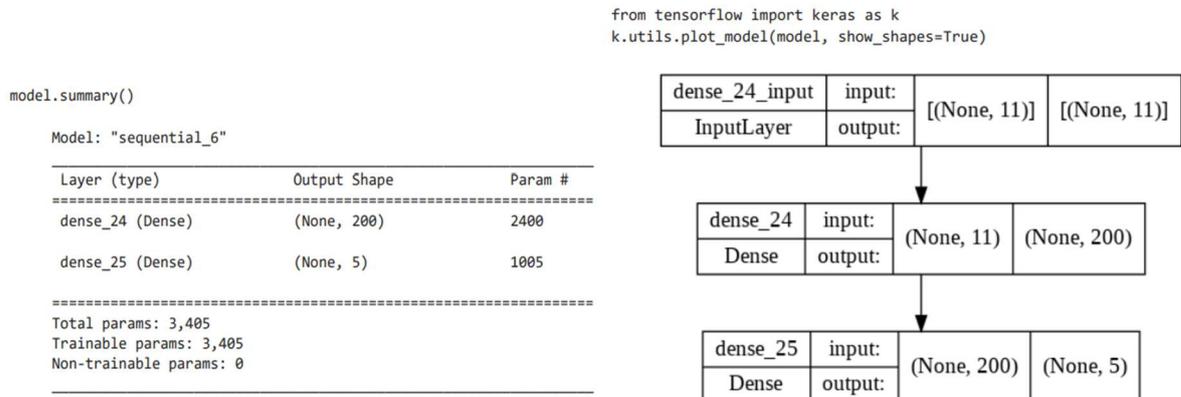
np.mean(y_pred == y_reti_neurali_test)
```

Ho effettuato cinque test, nei quali ho variato solo il numero di hidden layer e il numero di neuroni in essi presenti, in modo da cercare di migliorare la rete e diminuire il problema dell'overfitting. Di seguito vengono proposti i cinque test effettuati:

a. **Input layer, nessun hidden layer, output layer**

Ho iniziato definendo un modello semplice formato da solo layer di input, costituito da 200 neuroni, e di output, costituito da 5 neuroni.

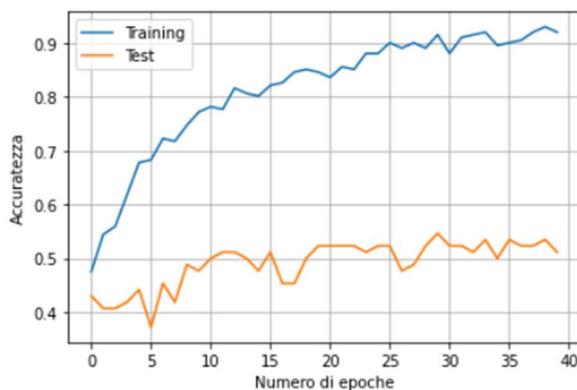
Di seguito viene fornito un esempio grafico:



Impostando tali condizioni e facendo allenare il modello per 40 epoche ottengo un valore di accuratezza pari a 0.491 e un valore di predizione pari a 0.830. Andando a plottare su un grafico il numero di epoche e l'accuratezza si nota che la rete si comporta in modo ottimale sui dati di training, infatti l'accuracy aumenta ad ogni epoca, ma non su quelli di test, infatti la val_accuracy rimane quasi costante dopo 15 epoche, in quanto vi è un problema di overfitting.

```

plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Test')
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.xlabel('Numero di epoche')
plt.ylabel('Accuratezza')
plt.show()
            
```



b. Input layer, 1 hidden layer, output layer

Per cercare di diminuire il problema dell'overfitting presente nel primo test, ho aumentato la dimensione della rete andando ad aggiungere un hidden layer costituito da 200 neuroni e lasciando invariati l'input e l'output layer.

```

model.summary()

Model: "sequential_5"
-----
Layer (type)                Output Shape         Param #
-----
dense_21 (Dense)            (None, 200)          2400
dense_22 (Dense)            (None, 200)          40200
dense_23 (Dense)            (None, 5)            1005
-----
Total params: 43,605
Trainable params: 43,605
Non-trainable params: 0

```

```

from tensorflow import keras as k
k.utils.plot_model(model, show_shapes=True)

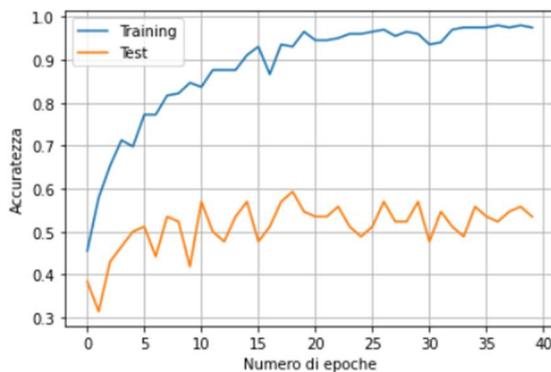
```

Impostando tali condizioni e facendo allenare il modello per 40 epoche ottengo un valore di accuratezza pari a 0.512 e un valore di predizione pari a 0.825. Andando a plottare su un grafico il numero di epoche e l'accuratezza si nota che la rete si comporta in modo ottimale sui dati di training, infatti l'accuracy aumenta ad ogni epoca, ma non su quelli di test, infatti la val_accuracy oscilla in un intervallo tra lo 0.6 e 0.4 dopo 5 epoche, in quanto vi è un problema di overfitting.

```

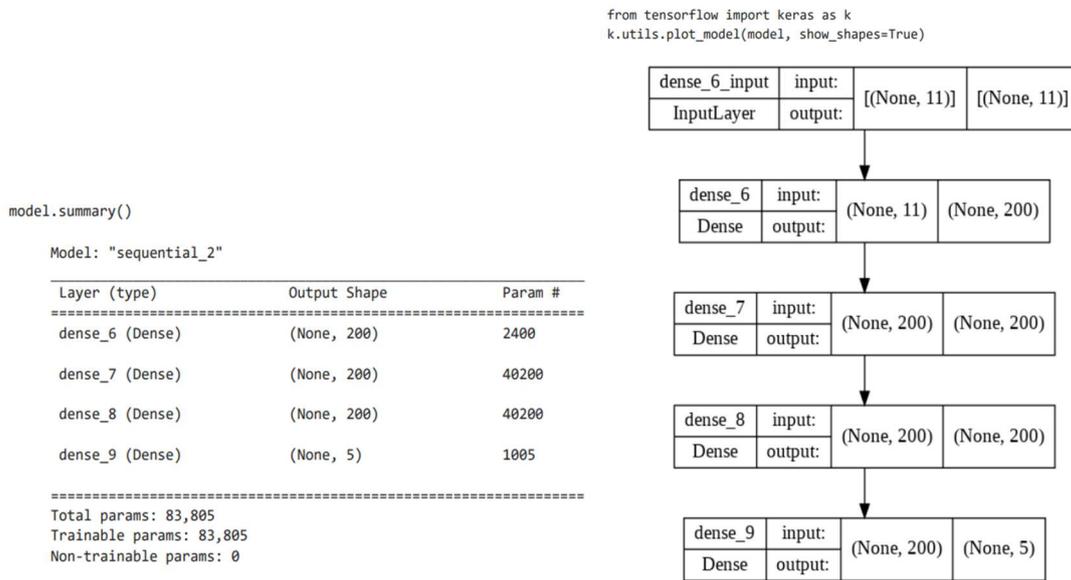
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Test')
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.xlabel('Numero di epoche')
plt.ylabel('Accuratezza')
plt.show()

```



c. Input layer, 2 hidden layers, output layer

Nonostante nel secondo test fosse ancora presente il problema di overfitting, andando ad aggiungere un layer intermedio l'accuracy è aumentata, per questo motivo nel terzo test ho aggiunto un secondo layer intermedio con dimensione pari a 200 neuroni e ho lasciato invariato la dimensione degli altri layers presenti.

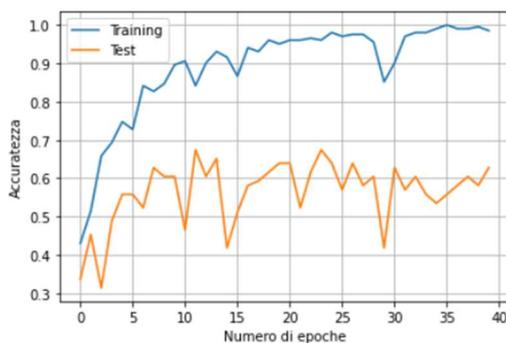


Impostando tali condizioni e facendo allenare il modello per 40 epoche ottengo un valore di accuratezza pari a 0.564 e un valore di predizione pari a 0.846. Andando a plottare su un grafico il numero di epoche e l'accuratezza si nota che la rete si comporta in modo ottimale sui dati di training, infatti l'accuracy aumenta ad ogni epoca, ma non su quelli di test, infatti la val_accuracy oscilla in un intervallo tra lo 0.7 e 0.4 dopo 5 epoche, in quanto vi è un problema di overfitting.

```

plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Test')
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.xlabel('Numero di epoche')
plt.ylabel('Accuratezza')
plt.show()

```



d. Input layer, 3 hidden layers, output layer

Nonostante nel terzo test fosse ancora presente il problema di overfitting, andando ad aggiungere un layer intermedio l'accuracy è aumentata, per questo motivo nel quarto test ho aggiunto un terzo layer intermedio con dimensione pari a 100 neuroni e ho lasciato invariato la dimensione degli altri layers presenti.

```
model.summary()
```

```
Model: "sequential_3"
```

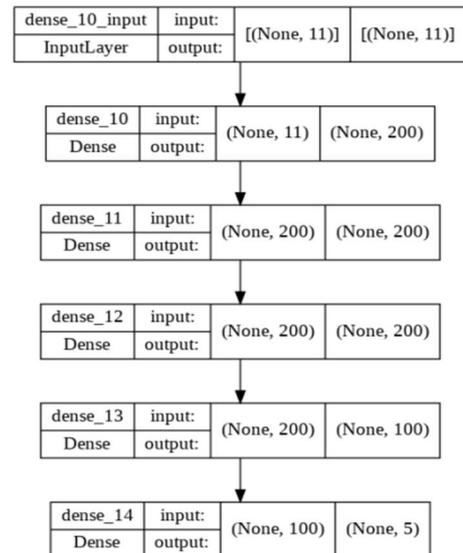
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_10 (Dense)	(None, 200)	2400
dense_11 (Dense)	(None, 200)	40200
dense_12 (Dense)	(None, 200)	40200
dense_13 (Dense)	(None, 100)	20100
dense_14 (Dense)	(None, 5)	505

```

-----
Total params: 103,405
Trainable params: 103,405
Non-trainable params: 0

```

```
from tensorflow import keras as k
k.utils.plot_model(model, show_shapes=True)
```

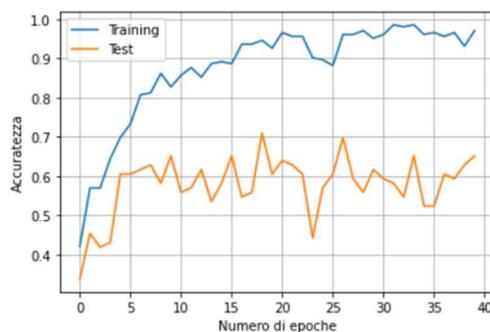


Impostando tali condizioni e facendo allenare il modello per 40 epoche ottengo un valore di accuratezza pari a 0.578 e un valore di predizione pari a 0.858. Andando a plottare su un grafico il numero di epoche e l'accuratezza si nota che la rete si comporta in modo ottimale sui dati di training, infatti l'accuracy aumenta ad ogni epoca, ma non su quelli di test, infatti la val_accuracy oscilla in un intervallo tra lo 0.7 e 0.4 dopo 7 epoche, in quanto vi è un problema di overfitting.

```

plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Test')
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.xlabel('Numero di epoche')
plt.ylabel('Accuratezza')
plt.show()

```



e. **Input layer, 4 hidden layers, output layer**

Nonostante nel quarto test fosse ancora presente il problema di overfitting, andando ad aggiungere un layer intermedio l'accuracy è aumentata, per questo motivo nel quinto test ho aggiunto un quarto layer intermedio con dimensione pari a 100 neuroni e ho lasciato invariato la dimensione degli altri layers presenti.

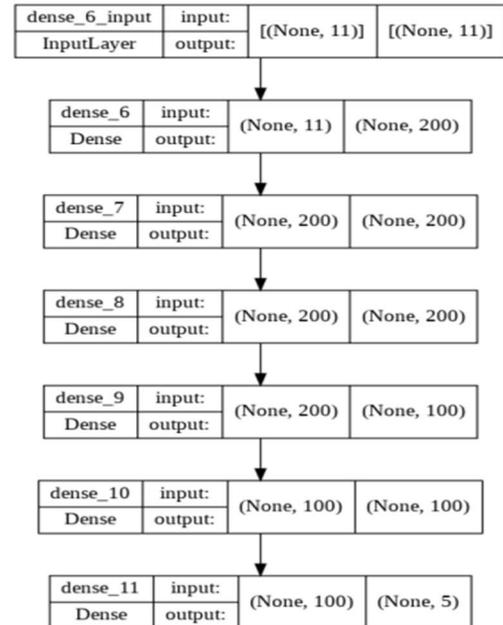
model.summary()

```
Model: "sequential_1"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_6 (Dense)	(None, 200)	2400
dense_7 (Dense)	(None, 200)	40200
dense_8 (Dense)	(None, 200)	40200
dense_9 (Dense)	(None, 100)	20100
dense_10 (Dense)	(None, 100)	10100
dense_11 (Dense)	(None, 5)	505

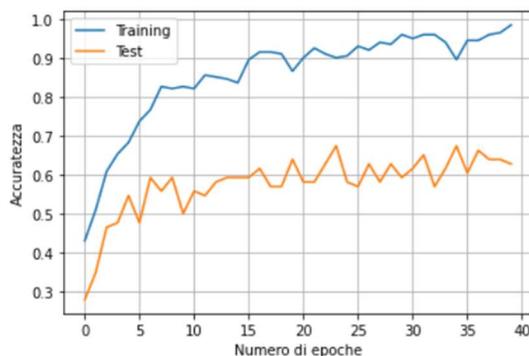
=====
Total params: 113,505
Trainable params: 113,505
Non-trainable params: 0
=====

```
from tensorflow import keras as k
k.utils.plot_model(model, show_shapes=True)
```



Impostando tali condizioni e facendo allenare il modello per 40 epoche ottengo un valore di accuratezza pari a 0.576 e un valore di predizione pari a 0.860. Andando a plottare su un grafico il numero di epoche e l'accuratezza si nota che la rete si comporta in modo ottimale sui dati di training, infatti l'accuracy aumenta ad ogni epoca, ma non su quelli di test, infatti la val_accuracy rimane quasi costante dopo 15 epoche, in quanto vi è un problema di overfitting.

```
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Training')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Test')
plt.grid(True)
plt.legend()
plt.xlabel('Numero di epoche')
plt.ylabel('Accuratezza')
plt.show()
```



Alla fine di questi cinque test effettuati si nota che il valore della `val_accuracy` non raggiunge mai il 60%, anche andando ad aumentare la dimensione della rete, in quanto essa in fase di training, riesce a predire in modo adeguato il grado di rischio della banca, ma in fase di test, quindi su nuove osservazioni, non riesce a generalizzare i dati che non appartengono al set di addestramento. Il problema della memorizzazione di alcuni pattern che sono specifici dei dati di training è osservabile anche dal valore della predizione che non raggiunge mai il 90%.

La soluzione migliore per diminuire drasticamente il problema dell'overfitting sarebbe quello di aumentare il numero di osservazioni presenti nel dataset, così da poter allenare la rete su un numero più grande di dati di addestramento. Al momento questa soluzione non può essere applicata, poiché sono inseriti nel modello tutti i dati ad oggi a disposizione.

CONCLUSIONE

Il presente lavoro di tesi ha messo in evidenza i vantaggi e gli svantaggi delle metodologie di costruzione di modelli di scoring, ossia le regressioni logistiche e lineari e le reti neurali. In definitiva, in base ai risultati ottenuti si evince che la metodologia che offre la miglior performance discriminativa, nell'ambito dello scoring del rischio per le banche di importanza sistemica, risulta essere il modello di riferimento sviluppato con la rete neurale.

In particolare, abbiamo:

- modello di regressione logistica ha registrato una percentuale di predizione pari al 29% (sono risultati corrette 42 posizioni su 144 osservazioni);
- modello di regressione lineare ha registrato una percentuale di predizione pari al 45% (sono risultati corrette 65 posizioni su 144 osservazioni);
- modello di rete neurale ha registrato una percentuale media di predizione pari al 84.4%, nello specifico:
 - a. con 200 neuroni di ingresso, nessuno strato nascosto e 5 neuroni nello strato finale → percentuale predizione = 83%;
 - b. con 200 neuroni di ingresso, uno strato nascosto costituito da 200 neuroni e 5 neuroni nello strato finale → percentuale predizione = 82.5%;
 - c. con 200 neuroni di ingresso, due strati nascosti costituiti entrambi da 200 neuroni e 5 neuroni nello strato finale → percentuale predizione = 84.6%;
 - d. con 200 neuroni di ingresso, tre strati nascosti costituiti da 200, 200, 100 neuroni e 5 neuroni nello strato finale → percentuale predizione = 85.8%;
 - e. con 200 neuroni di ingresso, quattro strati nascosti costituiti da 200, 200, 100, 100 neuroni e 5 neuroni nello strato finale → percentuale predizione = 84.6%.

Nonostante il modello definito tramite le reti neurali sia stato il migliore, ci si aspettava di ottenere risultati superiori. Una possibile causa potrebbe essere dovuta alla quantità delle osservazioni di partenza, infatti si sono rese necessarie alcune operazioni di correzioni dei dati, come ad esempio l'esclusione dal campione di quelle compagnie di assicurazione ritenute di importanza sistemica e di quelle banche che, nel periodo preso in considerazione, sono entrate o uscite dall'elenco stilato dal FSB, così da avere un dataset completo con i dati sufficienti per l'analisi e che potesse essere confrontato con le altre due tipologie di regressione, in quanto sono stati utilizzati i medesimi dataset per tutte e tre i modelli. La modesta quantità delle osservazioni ha inciso anche sui risultati ottenuti dalle due tipologie di regressione.

Il ridotto numero di osservazioni, però, ha portato al problema dell'overfitting in fase di esecuzione della rete neurale, poiché si è assistito ad un suo comportamento ottimale in fase di training e sub-ottimale in fase di test. Il problema dell'overfitting ha portato la rete a memorizzare alcuni pattern che sono specifici dei dati di training.

Pertanto, anche se le operazioni di correzione si sono rivelate indispensabili per proseguire con lo sviluppo dei modelli, esse hanno compromesso la qualità delle performance dei modelli e si ha avuto modo di riflettere come la quantità dei dati forniti in input a queste tipologie di tecniche di classificazione sia molto importante per ottenere dei risultati consistenti, soprattutto se riguarda aspetti legati al grado di rischio di una banca in cui un errore di valutazione potrebbe produrre conseguenze pericolose.

Un'altra possibile motivazione dei risultati ottenuti tramite le reti neurali potrebbe essere la difficoltà di costruzione del modello. Per costruire i modelli di regressione si è utilizzato il software Stata ed è bastato richiamare le specifiche funzioni per eseguire automaticamente il calcolo della massima verosimiglianza per stimare i valori dei rispettivi coefficienti e dell'intercetta. Al contrario, per definire una rete neurale non esistono funzioni che ottimizzano un'architettura o i parametri della rete, ma ogni dato deve essere dichiarato e modellato, come ad esempio il numero di neuroni per ogni strato, il numero di layers nascosti, le funzioni di attivazione per ogni strato, ecc. In questo caso, quindi, la costruzione di un modello basato sulle reti neurali risulta avere una difficoltà e un dispendio a livello di tempistiche di produzione maggiore rispetto ai modelli di regressione.

Un altro aspetto importante emerso alla fine dell'indagine è la diversa identificazione degli errori nei modelli sviluppati. Nelle regressioni eventuali errori, ad esempio l'esistenza di un coefficiente non statisticamente significativo o il segno non corretto di un coefficiente, sono subito identificabili e sistemabili. Il problema viene analizzato e risolto immediatamente. Al contrario, nelle reti neurali non si ha controllo delle elaborazioni negli strati nascosti e questo comporta che eventuali errori non siano immediatamente identificabili, rendendo necessario l'attuazione di un procedimento di modifica dell'architettura o dei parametri per tentativi e basato sull'intuizione del programmatore.

Un ultimo aspetto sul quale bisogna soffermarsi è il grado di libertà nella definizione delle architetture. La costruzione dei modelli di regressione deve rispettare delle specifiche condizioni statistiche affinché si possano ritenere significativi i risultati ottenuti. Nello specifico, ogni modello deve avere, pena il suo annullamento:

- coefficienti statisticamente significativi;
- coefficienti con segni coerenti con i significati economici delle variabili del modello a cui sono associati

Queste condizioni da rispettare fanno sì che ci sia una limitata scelta delle strutture che si adattano ai dati di input. Al contrario, le reti neurali hanno infiniti gradi di libertà nella definizione delle architetture, infatti la modellazione è totalmente a discrezione del programmatore e non ci sono vincoli da rispettare.

In definitiva si può osservare che le reti neurali sono più complesse da sviluppare e adattare a contesti operativi rispetto ai modelli di regressione. Tuttavia, gli svantaggi emersi sono trascurabili, in quanto i vantaggi che si sono ottenuti in termini di libertà di definizione delle architetture hanno permesso di raggiungere performance superiori rispetto alle regressioni.

SITOGRAFIA E TESTI DI RIFERIMENTO

Basel Committee on Banking Supervision, *Global systemically important banks: assessment methodology and the additional loss absorbency requirement*, novembre 2011

Basel Committee on Banking Supervision, *Global systemically important banks: updated assessment methodology and the higher loss absorbency requirement*, luglio 2013

Basel Committee on Banking Supervision, *Global systemically important banks: revised assessment methodology and the higher loss absorbency requirement*, luglio 2018

Masciantonio S. e Zaghini A., *Systemic risk and systemic importance measures during the crisis*, Banca d'Italia, n.1153, dicembre 2017

Financial Stability Board, Bank for International Settlements e International Monetary Fund, *Guidance to assess the systemic importance of financial institutions, markets and instruments: initial considerations*, ottobre 2009

Gazzetta ufficiale dell'Unione Europea, *Regolamento (UE) n.575/2013 del Parlamento Europeo e del Consiglio del 26 giugno 2013 relativo ai requisiti prudenziali per gli enti creditizi e le imprese di investimento e che modifica il regolamento (UE) n.648/2012*, 26 giugno 2013, art.25-28 e art.178

Banca d'Italia, *Entrata in vigore della nuova definizione di default*, 2020

Financial Stability Board, *Reducing the moral hazard posed by systemically important financial institutions – FSB Recommendations and Time Lines*, 20 ottobre 2010

Consob, *La crisi finanziaria del 2007-2009*, [<https://www.consob.it/web/investor-education/crisifinanziaria-del-2007-2009>]

Financial Stability Board, *Evaluation of too-big-to-fail reforms*, 23 maggio 2019

Goldstein M. e Veron N., *Too big to fail: the transatlantic debate*, Peterson Institute for International Economics, 2011

Dudley W.C., *Solving the too big to fail problem*, Remarks by Mr William C. Dudley, Presidente e Chief Executive Officer della Federal Reserve Bank di New York e capo del Committee on the Global Financial System (CGFS), second meeting of the Clearing House, 15 novembre 2012

Dowd K., *Moral hazard and the financial crisis*, Cato Journal, 2009

Financial Stability Board, *Evaluation of the effects of too-big-to-fail reforms*, 28 giugno 2020

Macroeconomic Assessment Group, *Assessment of the macroeconomic impact of higher loss absorbency for global systemically important banks – Report*, 10 ottobre 2011

Basel Committee on Banking Supervision, *The G-SIB assessment methodology – score calculation*, novembre 2014

Basel Committee on Banking Supervision, *Basel III leverage ratio framework and disclosure requirements*, gennaio 2014

Basel Committee on Banking Supervision, *Basilea III – Schema internazionale per la misurazione, la regolamentazione e il monitoraggio del rischio di liquidità*, dicembre 2010

Il Sole 24 Ore, [<https://st.ilsole24ore.com/art/SoleOnLine4/100-parole/Economia/C/Contolarizzazioni.shtml?uuid=3ea06d4c-5803-11dd-93cba54c5cfd900DocRulesView=Libero>]

Basel Committee on Banking Supervision, *An assessment of the long-term economic impact of stronger capital and liquidity requirements*, agosto 2010

[https://www.bankpedia.org/termine.php?lingua=it&c_id=23720-rischio-sistemico]

C. Bisoni, S. Olivetti, B. Rossignoli, P. Vezzani, *Il bilancio della banca e l'analisi della performance*, ed. Bancaria Editrice 2012

Michael Nielsen, *Neural Networks and Deep Learning*

[<https://www.intelligenzaartificialeitalia.net/post/reti-neurali-con-python-tutorial-completo>]

Vincenzo Paolo Senese, *Regressione Multipla e Regressione Logistica: concetti introduttivi ed esempi*, I Edizione, ottobre 2016

Giacomo di Tollo, *Reti neurali e rischio di credito: stato dell'arte e analisi sperimentale*, 17 novembre 2005

[<https://medium.com/@aless.chen/introduzione-al-deep-learning-7373643f293e>]

[https://en.wikipedia.org/wiki/Activation_function]

[https://it.wikipedia.org/wiki/Rete_neurale_feed-forward]

[https://it.wikipedia.org/wiki/Rete_neurale_artificiale]